

**République Algérienne Démocratique et Populaire**

**Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique**

**Université Abderrahmane Mira**

**Faculté de Technologie**



**Département d'Automatique, Télécommunication et d'Electronique**

## **Projet de Fin d'étude**

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Electronique

Spécialité : Instrumentation

### **Thème**

**Modélisation et optimisation des paramètres d'un module photovoltaïque par les outils d'intelligence artificielle**

**Préparé par :**

Amimeur Kousseila

Benmessaoud Abderrahmane

**Dirigé par :**

Mme S.Idjdarene

**Examiné par :**

Mr S.Berrah

Mme K.Ouali

**Année universitaire : 2020/2021**

# *Remerciements*

*Nous rendons nos profondes gratitudes à dieu qui nous a aidés à réaliser ce modeste travail.*

*A la suite Nous tenons à remercier vivement Madame Idjdarene notre promotrice qui a proposé et dirigé ce travail.*

*Nous tenons également à remercier monsieur Berrah et madame Ouali les membres de jury d'avoir accepté de juger ce travail.*

*Enfin, je remercie tous ceux qui ont contribué de près ou de loin, participé à l'élaboration de ce modeste mémoire.*

# *Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail :*

*A mes très chers parents, que dieu les garde et les  
Protège pour leurs soutien moral et financier, pour  
Leurs encouragements et les sacrifices qu'ils ont  
endurés.*

*A mes frères : Mourad, Ferhat.*

*A mes sœurs : Samia, Khadîdja, Sarah*

*A toute ma famille*

*Aux chers amis (es)*

*A tous ce que j'aime et qui m'aiment*

*A tous mes collègues d'études*

*Abderrahmane*

# *Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail :*

*A mes très chers parents, que dieu les garde et les  
Protège pour leurs soutien moral et financier, pour  
Leurs encouragements et les sacrifices qu'ils ont  
endurés.*

*A toute ma famille*

*Aux chers amis (es)*

*A tous ce que j'aime et qui m'aiment*

*A tous mes collègues d'études*

*Kousseila*

# Liste des Figures

## List des figures

### Chapitre I

Figure I.1 : Diagramme des bornes d'un semi-conducteur. ....	4
Figure I.2 : Jonction PN. ....	4
Figure I.3 : Structure d'une cellule solaire. ....	5
Figure I.4 : Caractéristique (I-V) d'une cellule photovoltaïque. ....	5
Figure I.5 : Caractéristique (I-V) pour différents niveaux d'éclairement ( $T=25^{\circ}\text{C}$ ). ....	8
Figure I.6 : Caractéristique (P-V) pour différents niveaux d'éclairement ( $T=25^{\circ}\text{C}$ ). ....	8
Figure I.7 : Caractéristique (I-V) différentes températures ( $G=1000\text{W}/\text{m}^2$ ). ....	9
Figure I.8 : Caractéristique (P-V) pour différentes températures ( $G=1000\text{W}/\text{m}^2$ ). ....	9
Figure I.9 : Cellule monocristallin. ....	10
Figure I.10 : Cellule poly cristallin. ....	10
Figure I.11 : Cellule amorphe. ....	11
Figure I.12 : Classification des principales technologies de cellules PV. ....	12
Figure I.13 : Caractéristique d'un groupement de $n_s$ cellule en série. ....	13
Figure I.14 : Caractéristique d'un groupement de $n_p$ cellule en parallèle. ....	13
Figure I.15 : Caractéristique d'un groupement de $n_p$ cellule en parallèle et $n_s$ cellule en série. ....	14

### Chapitre II

Figure II.1 : Organigramme général d'un algorithme génétique. ....	18
Figure II.2 : Illustration schématique des codages binaires et réels. ....	20
Figure II.3 : Roulette. ....	22
Figure II.4 : Tournoi. ....	23
Figure II.5 : Représentation schématique du croisement en un point. ....	24
Figure II.6 : Représentation schématique du croisement bi-points. ....	24
Figure II.7 : Représentation schématique d'une mutation dans un chromosome. ....	25
Figure II.8 : Déplacement d'une particule. ....	27
Figure II.9 : Organigramme de la PSO. ....	29
Figure II.10 : Différents types de topologies pour un essaim de particules : (a) anneau, (b) rayon, (c) étoile. ....	30

### Chapitre III

Figure III.1 : Schéma équivalent d'une cellule idéale. ....	32
Figure III.2 : Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque réelle à une diode. ....	33
Figure III.3 : Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque réelle à deux diodes. ....	34
Figure III.4 : Organigramme de l'algorithme génétique pour optimiser les paramètres d'un module photovoltaïque. ....	36
Figure III.5 : Organigramme de l'algorithme PSO pour optimiser les paramètres d'un module photovoltaïque. ....	37
Figure III.6 : Caractéristique expérimentale, (a) : caractéristique (I-V), ....	40
(b) : caractéristique (P-V). ....	40
Figure III.7 : Evolution des valeurs minimales de la fitness en fonction de nombre de génération. ....	41

Figure III.8 : Caractéristique expérimentale et celle calculée, (a) : caractéristique (I-V), (b) : caractéristique (P-V). .....	42
Figure III.9 : Evolution des valeurs minimales de la fitness en fonction de nombre de générations. ....	43
Figure III.10 : Caractéristique expérimentale et celle calculée pour le modèle à deux diodes, (a) : caractéristique (I-V), (b) : caractéristique (P-V).....	44
Figure III.11 : Evolution des valeurs minimales de la fitness en fonction itération.....	45
Figure III.12 : Caractéristique expérimentale et celle calculée, (a) : caractéristique (J-V),.....	47
(b) : caractéristique (P-V).....	47
Figure III.13 : Evolution des valeurs minimales de la fitness en fonction itération.....	48
Figure III.14 : Caractéristique expérimentale et celle calculée, (a) : caractéristique (I-V),.....	49
(b) : caractéristique (P-V).....	49

# Liste des tableaux



## Liste des tableaux

### Chapitre III

Tableau III.1 : Bornes maximale et minimale des différents paramètres. (a) modèle à une diode, (b) modèle à deux diodes.....	38
Tableau III.2 : Caractéristiques du module PV CEM100M-36 aux conditions STC.....	39
Tableau III.3 : Paramètres obtenus par les algorithmes génétiques pour le modèle à une diode .....	41
Tableau III.4 : Paramètres obtenus par les AGs pour le modèle à deux diodes.....	43
Tableau III.5 : Paramètres obtenus par la PSO pour le modèle à une diode.....	46
Tableau III.6 : Paramètres obtenus par la PSO pour le modèle à deux diodes. ....	48

# Liste des symboles et abréviations

## **Symboles**

A : Facteur d'idéalité de la jonction ;  
C1 et C2 : Constantes qui représentent les coefficients d'accélération ;  
 $E_{int}$  : Energie de la bande interdite ;  
 $g_{max}$  : Nombre de génération maximale ;  
 $I_{ph}$  : Courant photonique ou photo courant ;  
 $I_{pv}$  : Courant délivré par le panneau ;  
 $I_{sh}$  : Courant traversant la résistance shunt ;  
 $I_{cc}$  : Courant de court-circuit ;  
 $I_s$  : Courant de saturation de la diode ;  
I : Courant ;  
 $I_D$  : Courant dans la diode ;  
 $I_{exp}$  : Courant expérimental ;  
 $I_{cal}$  : Courant calculer ;  
 $I_{mp}$  : Courant à la puissance maximale ;  
 $K_b$  : Constante de Boltzmann ;  
k : Nombre d'itération ;  
M : Nombre de paramètres ;  
 $n_s$  : Nombre des cellules en série ;  
 $n_p$  : Nombre des cellules en parallèle ;  
N : Taille de la population ;  
P : Puissance ;  
 $P_{max}$  : Puissance maximale ;  
 $P_{mes}$  : Puissance mesurée ;  
 $P_{cal}$  : Puissance calculée ;  
 $P_{in}$  : Puissance d'éclairement reçue par unité de surface ;  
 $P_m$  : Probabilité de mutation ;  
 $P_c$  : Probabilité de croisement ;  
q : Charge de l'électron ;  
 $R_s$  : Résistance série ;  
 $R_{sh}$  : Résistance shunt ;  
T : Température ;  
 $T_j$  : Température de jonction ;

$V_{pv}$  : Tension délivré par le panneau ;

$V_{co}$  : Tension de circuit ouvert ;

$V_T$  : Potentiel thermique ;

$V$  : la tension ;

$V_{mp}$  : Tension à la puissance maximale ;

$v$  : Vitesse ;

$w$ : facteur d'inertie ;

$X$  : La position ;

### **Abréviations**

AG : Algorithme génétique ;

GPV : Générateur photovoltaïque ;

PV : photovoltaïque ;

PSO : Optimisation par essaim particulaire ;

SC : Semi-conducteur ;

# Sommaire

# Sommaire

Introduction Générale.....	1
<b>Chapitre I: Generalites sur le photovoltaïque</b>	
I.1 Introduction.....	3
I.2 Energie solaire .....	3
I.3 Cellule photovoltaïque .....	3
I.3.1 Effet photovoltaïque .....	3
I.3.2 Formation de la jonction PN .....	3
I.3.3 Principe de fonctionnement de la cellule photovoltaïque .....	5
I. 4 Caractéristiques d'une cellule photovoltaïque .....	5
I.5 Paramètres d'une cellule photovoltaïque .....	6
I.5.1 Courant de court-circuit, $I_{cc}$ .....	6
I.5.2 Tension à circuit ouvert, $V_{co}$ .....	6
I.5.3 Facteur de forme FF .....	6
I.5.4 Rendement $\eta$ .....	7
I.6 Influence de l'éclairement et de la température sur une cellule PV .....	7
I.6.1 Influence de l'éclairement .....	7
I.6.2 Influence de la température .....	8
I.7 Différents technologie de cellules photovoltaïques .....	9
I.7.1 Cellules au silicium cristallin .....	9
I.7.1.1 Cellule au silicium monocristallin .....	10
I.7.1.2 Cellule au silicium poly-cristallin.....	10
I.7.2 Cellules à base de couches minces .....	10
I.7.3 Cellules PV multi-jonctions .....	11
I.8 Constitution d'un générateur photovoltaïque .....	12
I.8.1 Association en série.....	12
I.8.2 Association en parallèle .....	13
I.8.3 Association en série et parallèle .....	14
I.9 Avantages et inconvénients.....	15
I.9.1 Avantages .....	15

I.9.2 Inconvénients .....	15
I.10 Conclusion .....	15

## **Chapitre II: Optimisation par l'intelligence artificiel**

II.1 Introduction .....	16
II.2 Définition de problème d'optimisation .....	16
II.3 Algorithme génétique .....	16
II.3.1 Principe d'un algorithme génétique .....	17
II.3.2 Grandes étapes d'un algorithme génétique .....	19
II.3.3 Description détaillé .....	19
II.3.3.1 Codage.....	19
II.3.3.2 Population initiale.....	21
II.3.3.3 Evaluation.....	21
II.3.3.4 Operateur de sélection .....	21
II.3.3.5 Operateur de Croisement.....	23
II.3.3.6 Operateur de mutation .....	24
II.3.3.7 Critère d'arrêt .....	25
II.4 Optimisation Par Essaims de Particule .....	26
II.4.1 Principe du PSO.....	26
II.4.2 Etapes de l'algorithme PSO .....	28
II.4.3 Topologie du voisinage.....	30
II.4.4 Critère d'arrêt.....	30
II.5 Conclusion .....	30

## **Chapitre III: Modélisation et optimisation des paramètres d'un module photovoltaïque**

III.1 Introduction .....	31
III.2 Modélisation d'une cellule photovoltaïque .....	31
III.3 Différents modèles mathématique d'une cellule PV .....	31
III.3.1 Modèle d'une cellule idéal .....	31
III.3.2 Modèle d'une cellule réelle .....	33
III.3.2.1 Modèle à une diode .....	33

III.3.2.2 Modèle à deux diodes .....	34
III.4 Description des méthodes d'extractions des paramètres par les AGs et la PSO.....	35
III.5 Données expérimentales.....	39
III.6 Résultats et discussion.....	41
III.6.1 Extraire des paramètres par les AGs.....	41
III.6.1.1 Modèle à une diode .....	41
III.6.1.2 Modèle à deux diodes .....	43
III.6.2 Extraire des paramètres par la PSO .....	45
III.6.2.1 Modèle à une diode .....	45
III.6.2.2 Modèle à deux diodes .....	47
III.7 Conclusion.....	50
Conclusion Générale .....	49
Reference bibliographique .....	52



# Introduction Générale

### Introduction Générale

Dans ce monde l'homme a besoin de l'énergie pour vivre et développer ses connaissances, la consommation d'énergie augmente avec le développement industriel, agricole et démographique. Les énergies fossiles tel que : le charbon, le pétrole, le gaz naturel est en voie de disparitions. Alors le monde a besoin des énergies renouvelables qui vont assurer son développement et l'entretien dans la vie et pour la continuité de la génération de future. Une énergie dit renouvelable doit se régénérer naturellement et indéfiniment à l'échelle temporelle de notre civilisation.

L'intention majeure de la politique énergétique et les efforts des recherches conduisent vers l'augmentation du rendement des systèmes énergétiques renouvelables disponibles et à la conception des technologies rentables. Plusieurs chercheurs sont engagées à trouver d'autres sources d'énergies fiables, rentables et renouvelables. Parmi ces sources on compte (l'énergie éolienne, l'énergie solaire, l'énergie hydraulique ...) sont intéressante pour réserver à la fois les comforts des êtres humains et la qualité de l'aire.

L'énergie solaire photovoltaïque provient de la transformation directe d'une partie du rayonnement solaire en énergie électrique. Cette transformation, qui est réalisé par le biais d'une cellule photovoltaïque, basée sur un phénomène physique appelé effet photovoltaïque qui consiste à produire une force électromotrice lorsque la surface de cette cellule est exposée à la lumière.

L'effet photovoltaïque a été découvert en 1839 par le physicien français Alexandre Edmond Becquerel. En expérimentant avec des électrodes métalliques et un électrolyte, il a découvert que la conductance augmente avec l'éclairage, Willoughby Smith est le premier qui a découvert l'effet photovoltaïque dans le sélénium en 1873 [1].

La première cellule solaire inorganique a été développée En 1954, dans les laboratoires Bell. Elle était basée sur le Silicium et avait un rendement de 6%. Quelques années plus tard, les avancées scientifiques et technologiques sont parvenues à faire fonctionner une cellule photovoltaïque organique en continu à une température de 85°C et à un taux d'humidité de 85% pendant 1000 heures [2].

Les performances de la cellule solaire, ainsi que du module, peuvent être décrites par la caractéristique courant-tension (I-V), qui est habituellement affectée par les différents paramètres de la modélisation électrique de la cellule. L'identification ou l'extraction de ces

paramètres s'avère très importante pour mieux comprendre les mécanismes physiques agissant à l'intérieure de la cellule solaire, non seulement pour pouvoir simuler son comportement et optimiser ses différentes caractéristiques mais aussi pour l'augmentation du rendement.

Dans ce contexte notre étude s'intéresse essentiellement à l'extraction des paramètres d'un panneau de silicium monocristallin CEM100M-36. Pour ce faire nous avons présenté ce manuscrit de la façon suivante :

Le premier chapitre présente une notion générale sur l'énergie photovoltaïque. Il comprend l'effet photovoltaïque ainsi que la caractéristique, les paramètres et les différentes technologies d'une cellule photovoltaïque.

Ensuite dans le deuxième chapitre nous définissons les méthodes d'optimisations par algorithme génétique et l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire, puis on donne le principe de chaque méthode et ces différentes étapes, ainsi que la description et l'évaluation du processus d'optimisation.

Le dernier chapitre nous rappelons quelques modèles électrique, qui d'écrivent le comportement d'une cellule photovoltaïque, puis on établit les paramètres de chaque modèle. Enfin, nous décrivons les méthodes d'extraction de ces paramètres basées sur l'outil d'intelligence artificiel cité précédemment, programmées sous l'environnement MATLAB script File. Les modèles considérés sont le modèle à une diode et modèle à deux diodes.

On terminera notre travail par une conclusion générale résume les résultats obtenus et quelques perspectives.

# Chapitre I

## Généralités sur le photovoltaïque

## **I.1 Introduction**

L'énergie photovoltaïque résulte de la transformation directe de la lumière solaire en énergie électrique aux moyens des cellules photovoltaïques (PV) à base de semi-conducteurs.

Le développement, l'optimisation et la caractérisation des cellules photovoltaïques impliquent une certaine connaissance de la source d'énergie utilisée.

Ce chapitre présente quelques bases et notions indispensables dans la conversion photovoltaïque. Nous rappellerons des notions sur l'énergie solaire, sur le principe de la conversion de l'énergie solaire en énergie électrique, les types de cellules existantes, et plus encore.

## **I.2 Energie solaire**

L'énergie solaire vient de la fusion nucléaire qui se produit au centre du soleil. Elle se propage dans le système solaire et dans l'univers essentiellement sous forme d'un rayonnement électromagnétique de photons et de rayonnement infrarouge [3].

L'exploitation de l'énergie solaire se fait principalement de deux manières :

1. Transformation thermique : Par l'exploitation de la chaleur du rayonnement solaire dans le but d'échauffer un fluide (liquide ou gaz).
2. Transformation photovoltaïque (PV) : C'est la transformation de l'énergie lumineuse, et en particulier le rayonnement solaire en énergie électrique, avec la découverte de l'effet photovoltaïque.

## **I.3 Cellule photovoltaïque**

Le plus petit élément d'une installation photovoltaïque est la cellule PV (photopile). Elle est composée de matériaux semi-conducteurs et transforme directement l'énergie lumineuse en énergie électrique. Ce phénomène est dit effet photovoltaïque.

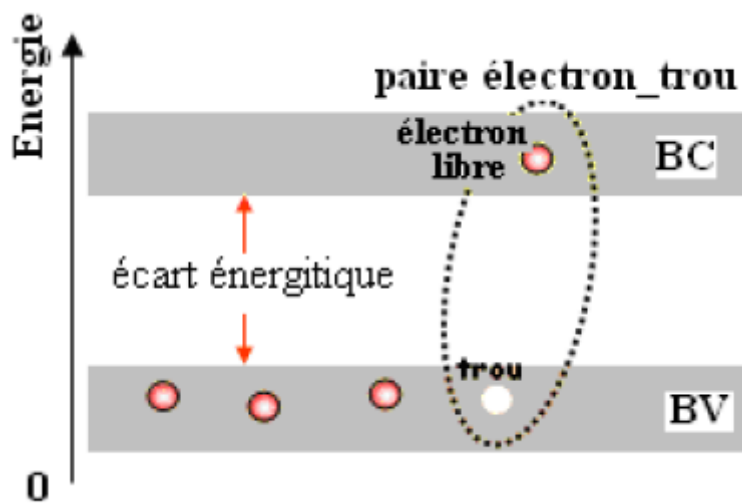
### **I.3.1 Effet photovoltaïque**

L'effet photovoltaïque est un processus de transformation de l'énergie émise par le soleil, sous forme de photons, en énergie électrique à l'aide d'un composant semi-conducteur appelé cellule solaire. Il absorbe facilement la lumière et permet de générer un champ électrique et une tension électrique [4].

### **I.3.2 Formation de la jonction PN**

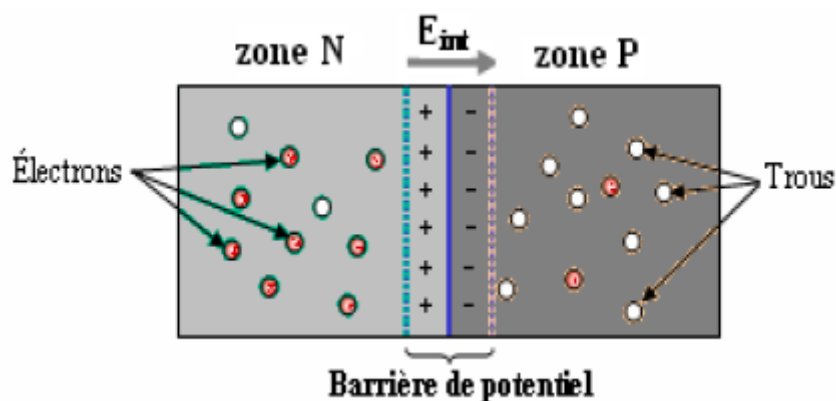
Les semi-conducteurs, ont une bande de valence pleine et une bande de conduction vide. Pour générer des électrons libres, l'apport énergétique doit être suffisant pour faire passer les

électrons de la bande de valence à la bande de conduction [5]. La figure I.1 présente le diagramme des bandes d'un semi-conducteur.



**Figure I.1 :** Diagramme des bandes d'un semi-conducteur.

Pour générer un courant la présence d'électrons libres dans la bande de conduction d'un matériau n'est pas suffisante: il est nécessaire de créer une différence de potentiel aux bornes du photo- générateur afin d'entraîner les charges positives d'un côté et les charges négatives de l'autre. Ceci est possible par le dopage du semi-conducteur. Une jonction PN (voir figure I.2) est ainsi créée par l'assemblage de deux semi-conducteurs (SC) dopés, l'un dopé N et l'autre dopé P. Pour la couche N, c'est un apport d'électrons périphériques et pour la couche P c'est un déficit d'électrons [5].



**Figure I.2 :** Jonction PN.

### I.3.3 Principe de fonctionnement de la cellule photovoltaïque

Lorsque le semi-conducteur (SC) est exposé à la lumière les photons absorbés par celui-ci, transmettent leur énergie aux atomes de la jonction PN de telle sorte que les électrons de ces atomes se libèrent et créent des électrons (charges N) et des trous (charges P). Ceci crée alors une différence de potentiel entre les deux couches. Cette différence de potentiel est mesurable entre les connexions des bornes positives et négatives de la cellule [5].

La structure d'une cellule photovoltaïque est illustrée sur la figure I.3.

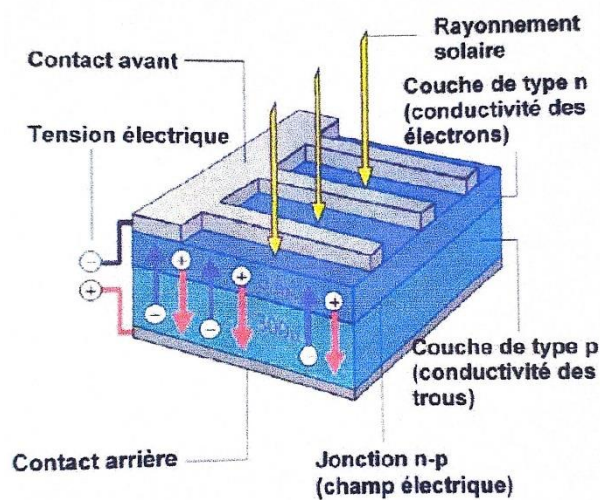


Figure I.3 : Structure d'une cellule solaire.

### I. 4 Caractéristiques d'une cellule photovoltaïque

Le courant généré par la cellule photovoltaïque en fonction de tension, pour un éclairement et une température donnée est représentée en figure I.4 [6].

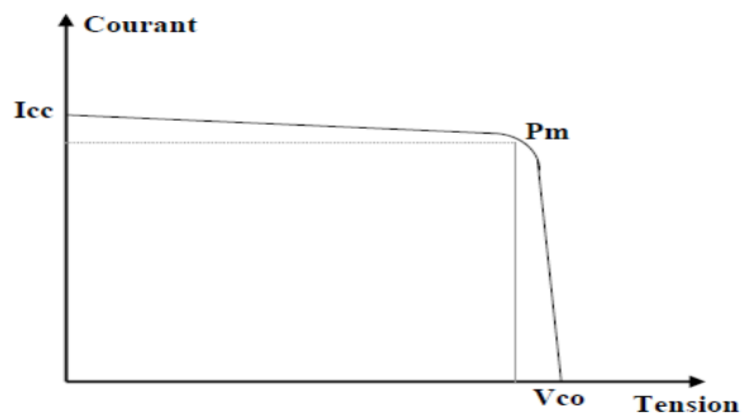


Figure I.4 : Caractéristique (I-V) d'une cellule photovoltaïque.

La caractéristique (I-V) d'un générateur photovoltaïque peut décomposer en trois zones [6] :

La zone (1) : ou le courant reste constant quelle que soit la tension, pour cette région, la cellule photovoltaïque fonctionne comme un générateur de courant.

La zone (2) : qui se distingue par une variation de courant correspondant à une tension presque constante, dans ce cas la cellule est assimilable à un générateur de tension.

La zone (3) : correspondant au coude de la caractéristique, la région intermédiaire entre les deux zones précédentes, représente la région préférée pour le fonctionnement de la cellule, ou le point optimal (caractéristique par une puissance maximale) peut être déterminé.

## I.5 Paramètres d'une cellule photovoltaïque

Une cellule photovoltaïque est caractérisée par plusieurs paramètres cités ci-dessous :

### I.5.1 Courant de court-circuit, $I_{cc}$

Le courant de court-circuit, est le courant qui circule dans la cellule sous éclairage lorsque le potentiel appliqué à la cellule est nul. Il croît linéairement avec l'intensité d'éclairage de la cellule et il dépend de la surface éclairée, de la longueur d'onde du rayonnement, de la mobilité des porteurs de charges et de la température [7] [8].

### I.5.2 Tension à circuit ouvert, $V_{co}$

La tension de circuit ouvert est mesurée lorsqu'aucun courant ne circule dans la cellule. Elle dépend de la différence des travaux de sortie des électrodes et de la résistance Shunt. Elle décroît avec la température et varie avec l'intensité lumineuse [7].

### I.5.3 Facteur de forme FF

Ce coefficient représente le rapport entre la puissance maximale que peut délivrer la cellule notée  $P_{max}$  et la puissance formée par le rectangle  $I_{mp} \times V_{mp}$ . Plus la valeur de ce facteur sera grande, plus la puissance exploitable le sera également. Les meilleures cellules auront donc fait l'objet de compromis technologiques pour atteindre le plus possible les caractéristiques idéales [9].

Il est défini par la relation suivante [9]:

$$FF = \frac{P_{max}}{I_{mp} \cdot V_{mp}} \quad (I.1)$$

$P_{max}$  : Puissance maximale (W) ;

$I_{mp}$  : Courant à la puissance maximale de fonctionnement de la cellule photovoltaïque (A) ;

$V_{mp}$  : Tension à la puissance maximale de fonctionnement de la cellule photovoltaïque (V) ;



### I.5.4 Rendement $\eta$

Le rendement des cellules photovoltaïques désigne le rendement de conversion en puissance, on le considère comme le rapport entre la puissance maximale délivrée par la cellule et la puissance lumineuse incidente  $P_{in}$  [7].

$$\eta = \frac{P_{max}}{P_{in}} = \frac{FF \cdot I_{mp} \cdot V_{mp}}{P_{in}} \quad (I.2)$$

Avec :

$P_{in}$  : Puissance d'éclairement reçue par unité de surface (W) ;

Pour un bon rendement, on augmente le facteur de forme, le courant de court-circuit et la tension à circuit ouvert. La seule connaissance de la valeur qui permet d'évaluer les performances de la cellule est le rendement de conversion qui est un paramètre essentiel.

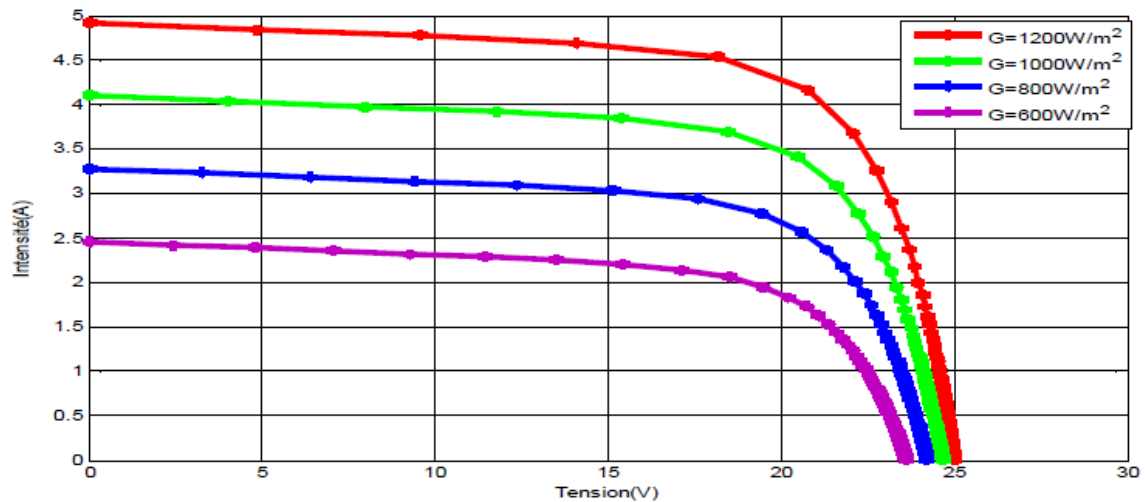
## I.6 Influence de l'éclairement et de la température sur une cellule PV

La caractéristique d'une cellule PV est directement dépendante de l'éclairement et de la température.

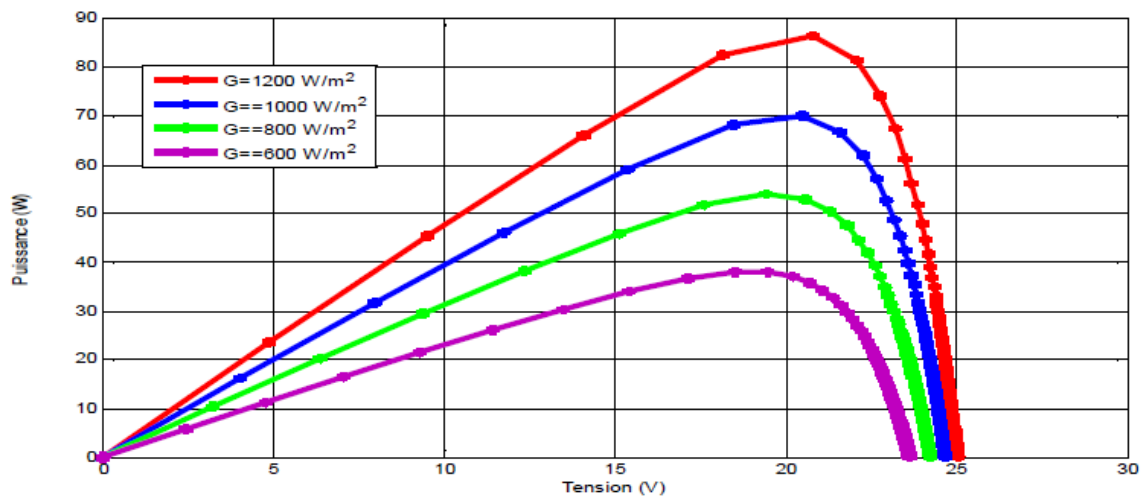
### I.6.1 Influence de l'éclairement

Lorsque l'irradiation varie pour une température donnée, le courant de court-circuit  $I_{cc}$  varie proportionnellement à l'irradiation. Dans un même temps, la tension en circuit ouvert ne varie pas dans les mêmes proportions, elle reste quasiment identique même à faible éclairement. En conclu alors que la puissance extractible est aussi proportionnelle à l'irradiation.

La figure I.5 et La figure I.6 présente respectivement la variation des caractéristiques (I-V) et (P-V) d'une cellule PV en fonction de l'éclairement à une température donné. La température est fixée à 25°C [10].



**Figure I.5 :** Caractéristique (I-V) pour différents niveaux d'éclairement (T=25°C).



**Figure I.6 :** Caractéristique (P-V) pour différents niveaux d'éclairement (T=25°C).

### I.6.2 Influence de la température

En faisant varier la température dans la même condition de l'éclairement  $G=1000 \text{ W/m}^2$ , la tension à vide  $V_{co}$  décroît avec la température. Plus la température est élevée plus  $V_{co}$  est faible et le courant de court-circuit  $I_{cc}$  augmente avec la température [7]. Cette hausse est nettement moins importante que la baisse de tension, et elle peut être négligée dans la majorité des cas. La puissance extractible par conséquent diminue.

La variation des caractéristiques d'une cellule PV en fonction de la température à un éclairement donné  $G=1000 \text{ W/m}^2$  est représenté respectivement sur la figure I.7 et Figure I.8 [10].

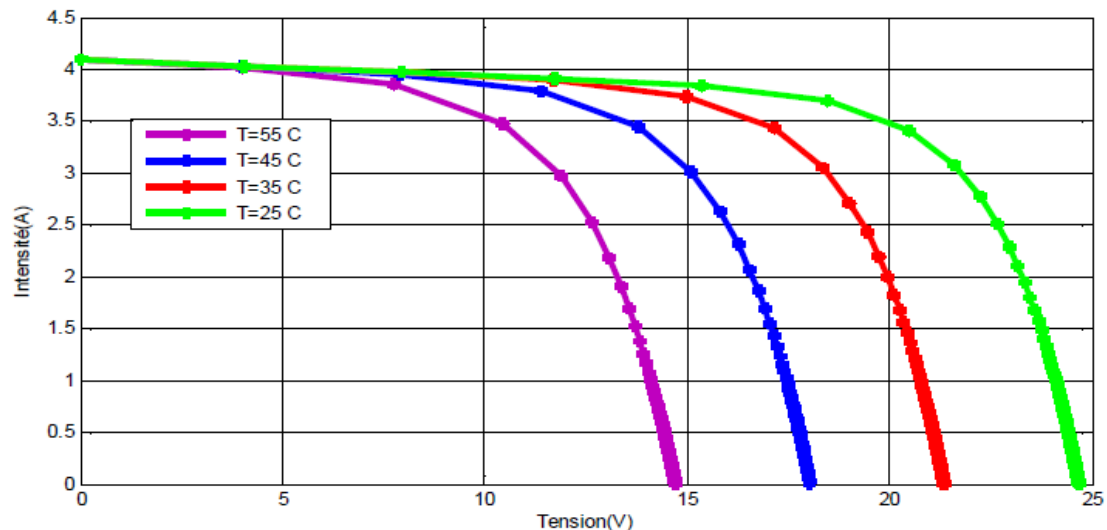


Figure I.7 : Caractéristique (I-V) différentes températures ( $G=1000\text{W}/\text{m}^2$ ).

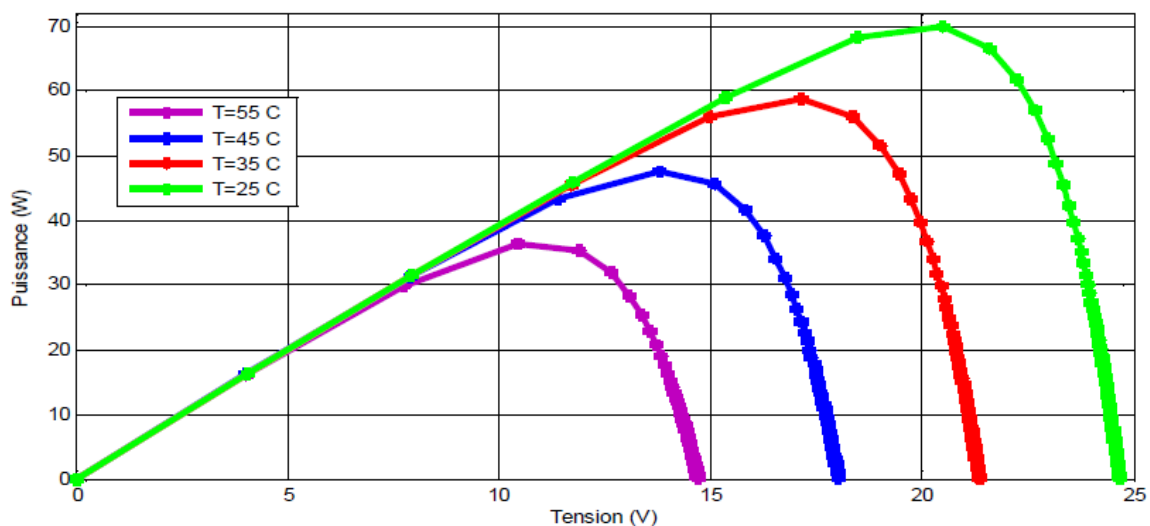


Figure I.8 : Caractéristique (P-V) pour différentes températures ( $G=1000\text{W}/\text{m}^2$ ).

## I.7 Différents technologie de cellules photovoltaïques

On peut distinguer trois grandes familles de cellules solaires :

### I.7.1 Cellules au silicium cristallin

Pour lesquelles l'élément actif est le silicium dopé dans la masse. Bien que plus ancienne, cette technologie représente encore 90 % des parts de marché du fait de sa robustesse et de ses performances (rendement modules allant de 12 à 20 % pour une durée de vie de 30 ans environ) ainsi que des investissements importants qui lui ont été destinés, que ce soit pour la transformation du silicium, l'élaboration des cellules ou l'assemblage des modules [6].

### I.7.1.1 Cellule au silicium monocristallin

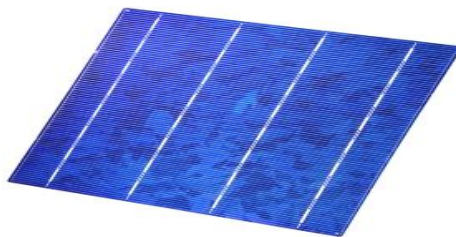
Le silicium monocristallin, est obtenu par un refroidissement tel que le silicium se solidifie en un seul cristal (monocristal). Ses cellules bleues uniformes sont celles ayant le meilleur rendement. Le rendement moyen des cellules est: entre 12% et 18% (version commerciale) et environ 24,7% pour le meilleur rendement obtenu en laboratoire (UNSW Australie). Les inconvénients de cette technologie sont les faibles rendements obtenus sous un faible éclairage et surtout le coût prohibitif de leur production [7].



**Figure I.9 :** Cellule monocristallin.

### I.7.1.2 Cellule au silicium poly-cristallin

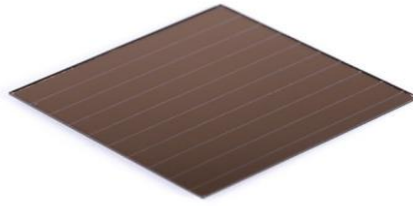
Les cellules poly-cristallines sont élaborées à partir d'un bloc de silicium cristallisé en forme de cristaux multiples. Elles sont moins efficaces que les cellules à base de silicium monocristallin, ont un rendement de 11 à 15% (version commerciale) et d'environ 18% en laboratoire, mais leur coût de production est moins élevé que les cellules monocristallines [9].



**Figure I.10 :** Cellule poly cristallin.

### I.7.2 Cellules à base de couches minces

Qui ont en commun le procédé de dépôt du matériau semi-conducteur à faible épaisseur sur des substrats variés et donnant un aspect uni, produisant des modules de rendement légèrement inférieur (de 7 à 13 %). La part de marché pour l'ensemble de ces technologies est d'environ 10 % et reste relativement stable : ces filières ont perdu l'avantage de leur moindre coût de production avec les investissements massifs consentis dans le silicium au début des années 2000 [6].



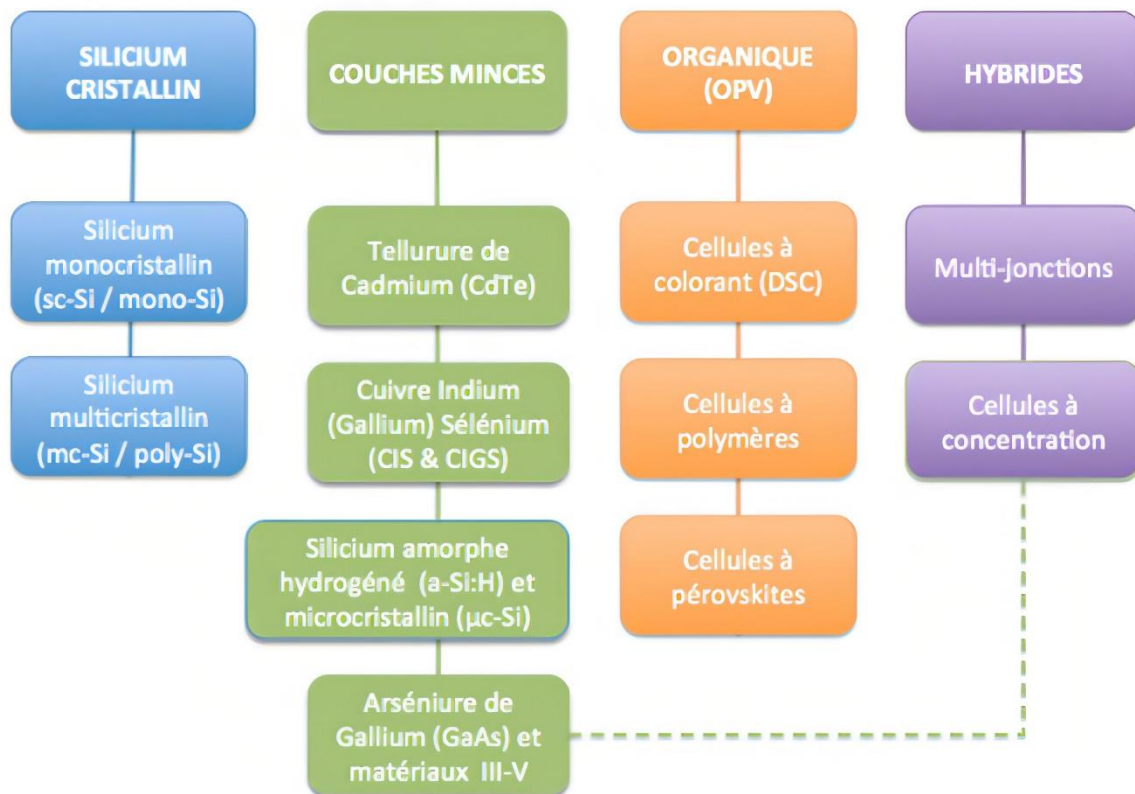
**Figure I.11 :** Cellule amorphe.

### **I.7.3 Cellules PV multi-jonctions**

En parallèle, il existe aussi des cellules PV multi-jonctions à base d'associations de matériaux semi-conducteurs III-V (GaAs, AlGaAs, InGaAs, etc) celles-ci ont ainsi été mises au point depuis les années 60 présentant des rendements très élevés supérieurs parfois à 40%. Elles ne sont pas connues du grand public à cause de leur coût de fabrication, et leur développement a été motivé en priorité par les applications spatiales.

Un avantage majeur à signaler pour ces cellules est leur robustesse vis-à-vis des radiations et des impacts. Au cours du temps, ces cellules ont démontré qu'il était possible d'avoir des générateurs d'énergie qui vieillissent d'une façon acceptable et qui peuvent produire de l'énergie même en ayant subi quelques détériorations [7].

La figure I.12 ci-dessous rassemble les cellules mettant en présence des technologies de natures différentes pour atteindre des rendements optimisés.



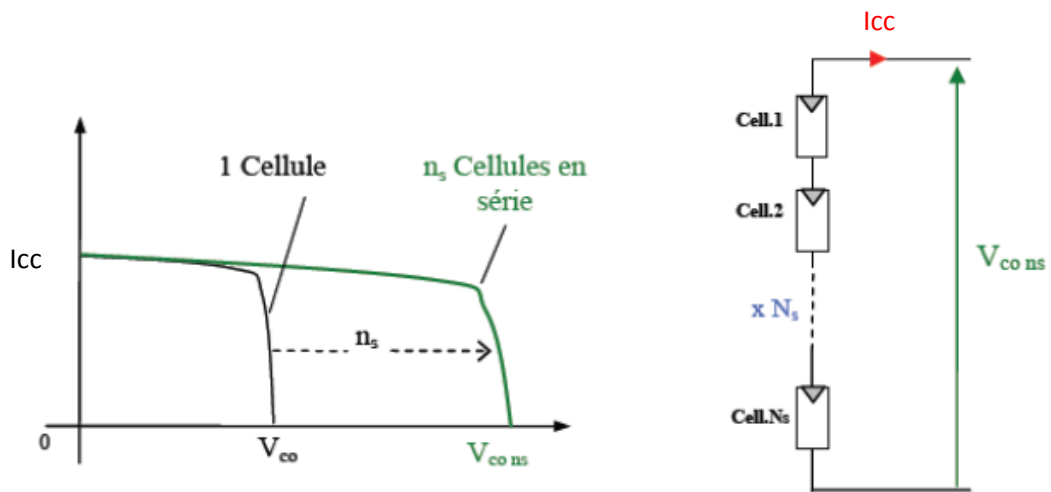
**Figure I.12** : Classification des principales technologies de cellules PV.

## I.8 Constitution d'un générateur photovoltaïque

Les générateurs photovoltaïques sont réalisés par association, en série et/ou en parallèle, d'un grand nombre de cellules élémentaires, et ce car une cellule photovoltaïque élémentaire constitue un générateur électrique de puissance insuffisante en tant que telle pour la plupart des applications domestiques ou industrielles.

### I.8.1 Association en série

Une association de  $n_s$  cellules en série permet d'augmenter la tension du générateur photovoltaïque (GPV) [9]. Les cellules sont alors traversées par le même courant et la caractéristique résultant du groupement série est obtenue par l'addition des tensions élémentaires de chaque cellule, (voir Figure I.13).



**Figure I.13 :** Caractéristique d’un groupement de  $n_s$  cellule en série.

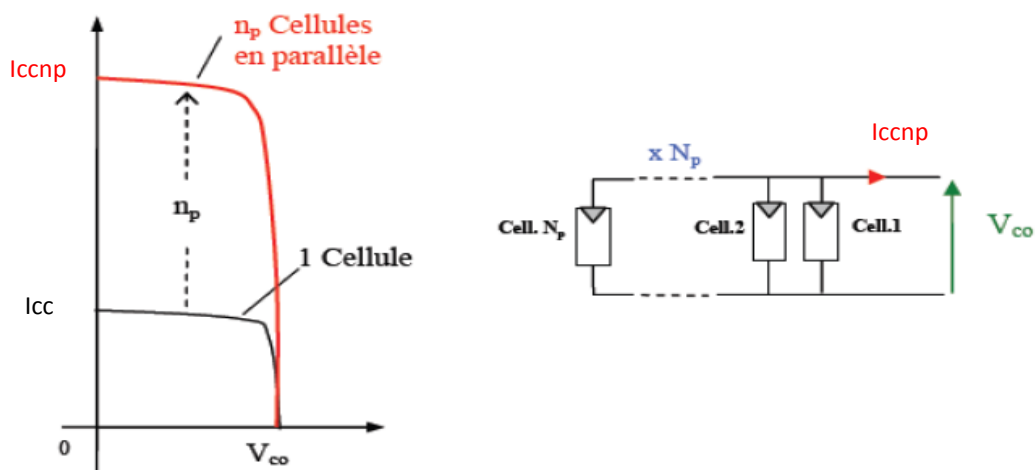
L’équation (I.3) résume les caractéristiques électriques d’une association de  $n_s$  cellules en série.

$$V_{con_s} = n_s \times V_{co} \tag{I.3}$$

Avec :  $I_{cc} = I_{ccns}$

### I.8.2 Association en parallèle

Une association parallèle de  $n_p$  cellules permet d’accroître le courant de sortie du générateur ainsi créé [9]. Dans un groupement de cellules identiques connectées en parallèle, les cellules sont soumises à la même tension et la caractéristique résultant du groupement est obtenue par addition des courants, (voir Figure I.14).



**Figure I.14 :** Caractéristique d’un groupement de  $n_p$  cellule en parallèle.

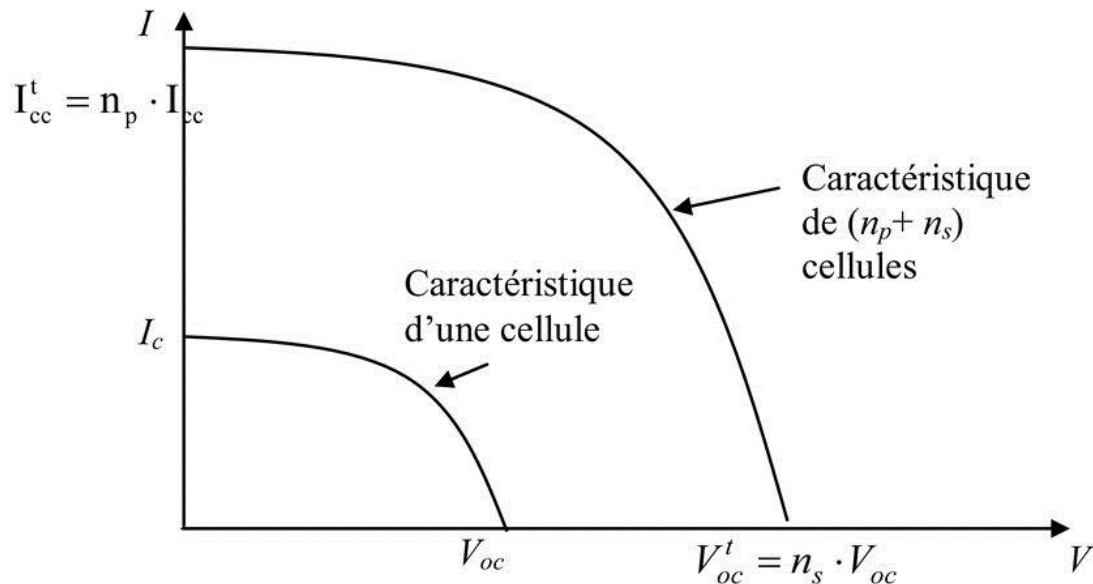
L'équation (I.4) résume les caractéristiques électriques d'une association de  $n_p$  cellules en parallèle.

$$I_{ccn_p} = n_p \times I_{cc} \quad (I.4)$$

Avec :  $V_{ocn_p} = V_{oc}$

### I.8.3 Association en série et parallèle

Selon l'association en série et/ou parallèle de ces cellules, les valeurs du courant de court-circuit total ( $I_{cct}$ ) sont obtenues par addition des courants des cellules parallèles, et la tension à vide totale est obtenue par addition des tensions des cellules séries [9].



**Figure I.15** : Caractéristique d'un groupement de  $n_p$  cellule en parallèle et  $n_s$  cellule en série.

Les relations suivantes résument les caractéristiques électriques d'une association  $n_s$  cellules en série et  $n_p$  cellules en parallèle.

$$I_{cct} = n_p \times I_{cc} \quad (I.5)$$

$$V_{cot} = n_s \times V_{co} \quad (I.6)$$

Il existe des protections qui consistent à protéger le module photovoltaïque contre les courants négatifs qui pourraient être générés lors de différentes connexions en parallèle de plusieurs panneaux (lorsque le panneau devient récepteur plutôt que générateur). Ainsi, une diode anti-retour est mise en série avec chaque branche d'un GPV [9].



## **I.9 Avantages et inconvénients**

Les systèmes photovoltaïques présentent plusieurs avantages et inconvénients, dans ce qui suit on énumère les plus évidents:

### **I.9.1 Avantages**

- La technologie photovoltaïque présente des qualités sur le plan écologiques car le produit est non polluant, silencieux, et n'entraîne aucune perturbation du milieu.
- Ils n'ont besoin d'aucun raccordement à une autre source d'énergie ou à un approvisionnement en carburant.
- Ils peuvent résister à des conditions atmosphériques pénibles comme la neige et la glace.
- Une haute fiabilité car l'installation ne comporte pas de pièces mobiles, ce qui la rend particulièrement appropriée aux régions isolées, d'où son utilisation sur les engins spatiaux.
- Le système modulaire de panneaux photovoltaïques permet un montage adaptable à des besoins énergétiques variés ; les systèmes peuvent être dimensionnés pour des applications allant du milliwatt au mégawatt.
- Ils ont une longue durée de vie [11].

### **I.9.2 Inconvénients**

- La fabrication des modules photovoltaïques relève de la haute technologie, ce qui rend le coût très élevé.
- Le rendement réel d'un module photovoltaïque est de l'ordre de 10 à 15 %.
- Ils sont tributaires des conditions météorologiques.
- L'énergie issue du générateur photovoltaïque est continue et de faible voltage (< à 30 V) donc il doit être transformé par l'intermédiaire d'un onduleur [11].

## **I.10 Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons donné une idée générale sur l'énergie photovoltaïque. Tel que nous avons expliqué le principe de l'effet photovoltaïque, puis nous avons présenté la caractéristique d'une cellule pour bien comprendre son fonctionnement pour tout changement climatique (température, éclairage). Enfin nous avons cité les différentes technologies et quelques avantages et inconvénients.

# Chapitre II

## Optimisation par l'intelligence artificielle

## II.1 Introduction

Dans le monde réel, il existe plusieurs problèmes difficiles qui ne peuvent être résolus par les méthodes classiques dans un temps raisonnable, donc ces problèmes nécessitent l'utilisation des méthodes d'optimisation pour s'approcher ou avoir la solution optimale.

Durant ce chapitre, nous allons d'abord définir le problème d'optimisation, puis nous allons décrire les outils d'intelligence artificielle (les algorithmes génétiques (AGs) et l'optimisation par essaim particulaire (PSO), ainsi que leurs principes de fonctionnement.

## II.2 Définition de problème d'optimisation

L'optimisation est une branche des mathématiques qui permet de résoudre des problèmes en déterminant la solution optimale dans un espace de recherche prédéfini. De ce fait, l'optimisation est omniprésente dans tous les domaines et évolue sans cesse depuis Euclide. Plusieurs méthodes d'optimisation sont proposées dans la littérature, et peuvent être classées comme suit [12] :

- Méthodes déterministes
- Méthodes stochastiques

Les méthodes déterministes utilisent les informations (continuité, dérivabilité) sur les valeurs au point courant de la fonction objectif. Cependant, elles convergent vers l'optimum local le plus proche du point initial. Par contre, les méthodes stochastiques ne nécessitent aucune connaissance à priori sur la fonction objectif. Elles sont capables de localiser l'optimum global en se basant sur une recherche probabiliste. Ces méthodes sont dédiées particulièrement aux problèmes de grande taille. Parmi ces méthodes stochastiques, on peut citer les algorithmes génétiques, les colonies de fourmis, PSO... .

Les domaines d'applications des méthodes stochastiques sont très vastes. Elles sont utilisées pour l'optimisation de fonction, finance, théorie du contrôle optimal, théorie des jeux, identification des paramètres des machines électriques.

## II.3 Algorithme génétique

Les algorithmes génétiques représentent une des méthodes d'optimisation les plus utilisées, ils ont été proposés par John Holland de l'université du Michigan, ses recherches avaient pour objectif de la modélisation des processus d'adaptation des systèmes naturels et la conception des systèmes artificiels dotent des mêmes propriétés [13].

### II.3.1 Principe d'un algorithme génétique

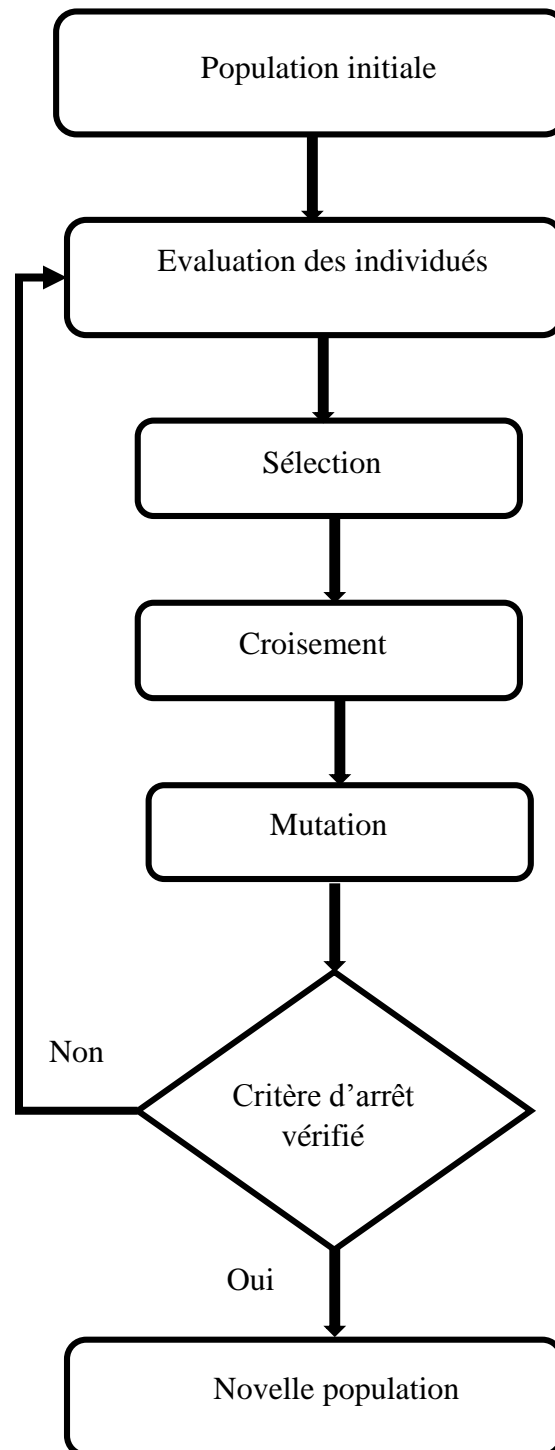
Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et de l'évolution naturelle : croisements, mutations, sélection, etc. Ils utilisent les principes de la survie des individus les mieux adaptés, qui sont développés par Holland [14].

Un algorithme génétique recherche le ou les extrema d'une fonction définie sur un espace de données. À travers la méthode d'évolution génétique, une solution optimale peut être trouvée et représentée par le dernier gagnant de la technique génétique.

Le fonctionnement d'un algorithme génétique est constitué principalement sur les étapes suivantes [6] :

1. Création d'une population initiale : une population initiale de taille  $N$  chromosomes.
2. Evaluation de chaque individu : chaque chromosome est décodé puis évalué.
3. Sélection des "meilleurs" individus : création d'une nouvelle population de chromosomes par l'utilisation d'une méthode de sélection appropriée.
4. Reproduction : croisement et mutation.
5. Formation d'une nouvelle génération.
6. Retour à l'étape 2 tant que la condition d'arrêt du problème n'est pas satisfaite.

Ce fonctionnement peut être illustré plus en détails par l'organigramme général de Figure II.1 [15].



**Figure II.1** : Organigramme général d'un algorithme génétique.

### II.3.2 Grandes étapes d'un algorithme génétique

La 1<sup>ère</sup> étape dans l'implantation des algorithmes génétiques est de créer une population d'individus initiaux. En effet, les algorithmes génétiques agissent sur une population d'individus, et non pas sur un individu isolé. Par analogie avec la biologie, chaque individu de la population est codé par un chromosome ou génotype. Une population est donc un ensemble de chromosomes. Chaque chromosome code un point de l'espace de recherche. L'efficacité de l'algorithme génétique va donc dépendre du choix du codage d'un chromosome [16].

La 2<sup>ème</sup> étape c'est l'évaluation de chaque chromosome par la fonction objective, appelée *fitness* ou fonction d'évaluation de l'individu. Celle-ci est utilisée pour sélectionner et reproduire les meilleurs individus de la population [14].

La 3<sup>ème</sup> étape On exécute les cycles de génération de populations. Chaque nouvelle génération remplace la précédente. Le nombre de cycle  $x$  est déterminé au départ. Dans chaque cycle,  $n$  chromosomes sont choisis pour reproduction et croisement deux à deux. Après la création de la  $X$ ème population, les chromosomes vont évaluer de façon telle que cette dernière génération contient des chromosomes qui sont meilleurs que ceux des générations précédentes [17].

### II.3.3 Description détaillé

#### II.3.3.1 Codage

Chaque individu de la population est code par un chromosome, qui est un ensemble de gène. Une population est donc un ensemble de chromosomes. Chaque chromosome code un point de l'espace de recherche, l'efficacité de l'algorithme génétique va donc dépendre du choix du codage d'un chromosome [13].

Il existe principalement trois types de codage, le passage de l'un a l'autre est relativement facile :

##### a. Codage binaire

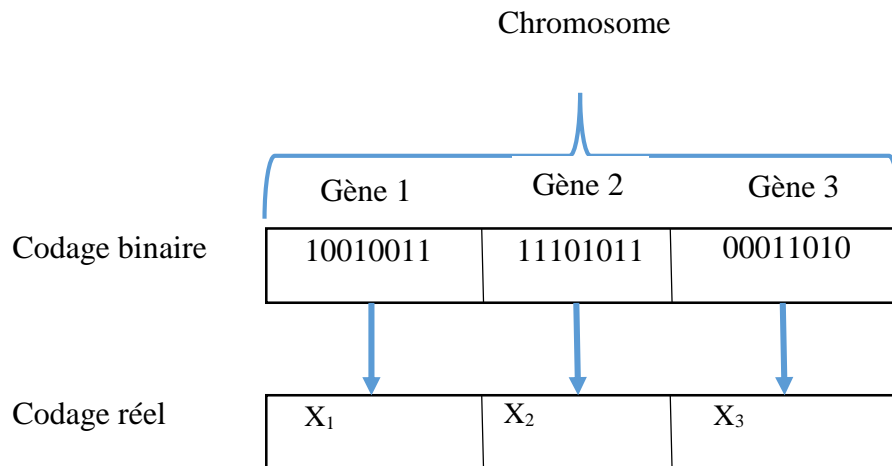
Ce codage a été le premier à être utilisé dans le domaine des AG. Il présente plusieurs avantages : alphabet minimum  $\{0,1\}$ , facilité de mise en point d'opérateurs génétiques et existence de fondements théoriques (théorie sur les schémas). Néanmoins ce type de codage présente quelques inconvénients :

- Les performances de l'algorithme sont dégradées devant les problèmes d'optimisation de grande dimension à haute précision numérique.

- La distance de Hemming entre deux nombres voisins (nombre de bits différents) peut être assez grande dans le codage binaire : l'entier 7 correspond à la chaîne 0111 et la chaîne 1000 correspond à l'entier 8. Or distance de hamming entre ces deux chaînes est de 4, ce qui crée bien souvent une convergence, et non pas l'obtention de la valeur optimale [6].

### b. Codage réel

La représentation réelle élimine toutes les opérations de conversion des solutions, qui se répètent un grand nombre de fois à chaque génération et qui sont très coûteuses en temps machine. Mais cette représentation peut rendre les algorithmes génétiques plus dépendants des problèmes [13]. La figure II.2 représente l'illustration schématique des codages binaires et réels.



**Figure II.2 :** Illustration schématique des codages binaires et réels.

L'équation qui définit le codage réel est la suivante :

$$X = \sum_{i=1}^s a_i 2^{s-i} \quad (\text{II.1})$$

Avec :

s : nombre de bit ;

a : le bit ;

### c. Codage de Gray

Dans le cas d'un codage binaire on utilise souvent la "distance de Hamming" comme mesure de la dissimilarité entre deux éléments de population, cette mesure compte les différences de bits de même rang de ces deux séquences. Et c'est là que le codage binaire

commence à montrer ses limites. En effet, deux éléments voisins en termes de distance de Hamming ne codent pas nécessairement deux éléments proches dans l'espace de recherche. Cet inconvénient peut être évité en utilisant un "codage de Gray" : le codage de Gray est un codage qui a comme propriété qu'entre un élément  $n$  et un élément  $n + 1$ , donc voisin dans l'espace de recherche, un seul bit diffère [18].

### **II.3.3.2 Population initiale**

L'AG démarre avec une population composée de  $N$  individus dans le codage retenu. Le choix des individus conditionne fortement la rapidité de l'algorithme. Si la position de l'optimum dans l'espace de recherche est totalement inconnue, il est intéressant que la population soit répartie sur tout l'espace de recherche. Si par contre des informations à priori sur le problème sont disponibles, il paraît évident de générer les individus dans un espace particulier afin d'accélérer la convergence. Disposant d'une population initiale souvent non homogène, la diversité de la population doit être entretenue aux cours des générations afin d'explorer le plus largement possible l'espace de recherche. C'est le rôle des opérateurs de croisement et de mutation [19].

### **II.3.3.3 Evaluation**

Une fonction d'évaluation est utilisée pour mesurer les performances de chaque individu, qui correspond à une solution donnée du problème à résoudre. Elle prend en argument l'individu et lui associe un cout de performance. Cette fonction doit guider l'algorithme vers l'optimum en réalisant implicitement une pression de sélection dans cette direction. De plus, l'efficacité d'un AG s'appuie pour une grande part, sur la qualité de cette fonction. La mise au point d'une bonne fonction d'adaptation doit respecter plusieurs critères qui se rapportent à sa complexité et à la satisfaction des contraintes du problème. Lorsque la fonction d'adaptation apparaît excessivement complexe, consommant une importante puissance de calcul, de recherche d'une approximation plus simple est souhaitable [6].

### **II.3.3.4 Operateur de sélection**

La sélection est un processus qui consiste à choisir parmi tous les individus de la population ceux qui vont participer à la construction d'une nouvelle génération où ce choix est basé essentiellement sur la valeur de la fonction d'adaptation de chaque individu. La sélection permet d'identifier statistiquement les meilleurs individus d'une population et d'éliminer les mauvais [20].



Il existe plusieurs méthodes de sélection, dont on cite les plus utilisés :

### 1. Sélection par roulette

Elle exploite la métaphore d'une roulette de casino. Avec cette méthode, chaque individu a une chance d'être sélectionné proportionnellement à sa performance, donc plus les individus sont adaptés au problème, plus ils ont de chance d'être sélectionnés [19].

Comme le montre la figure II.3, la roue est divisée en autant de secteurs que d'individus dans la population. Chaque individu se voit attribué un secteur dont l'angle est proportionnel à son adaptation. En faisant tourner la roue, l'individu pointé à l'arrêt de la boule est sélectionné. Les individus les mieux adaptés ont donc plus de chance d'être tirés au sort lors du déroulement du jeu [13].

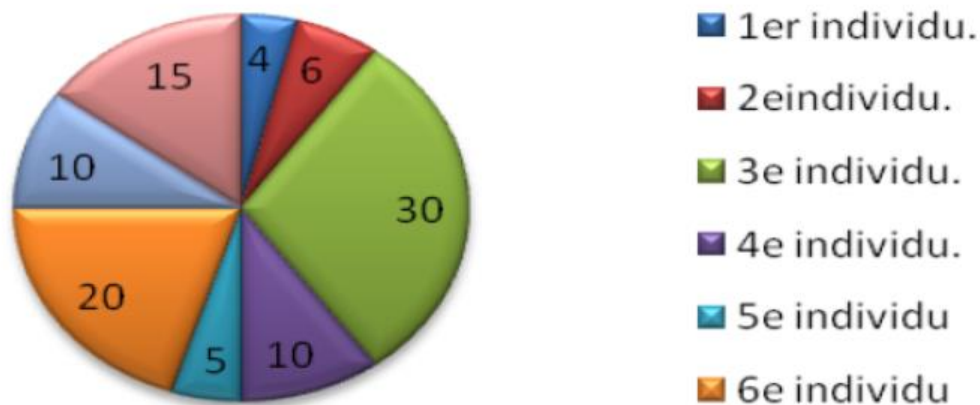
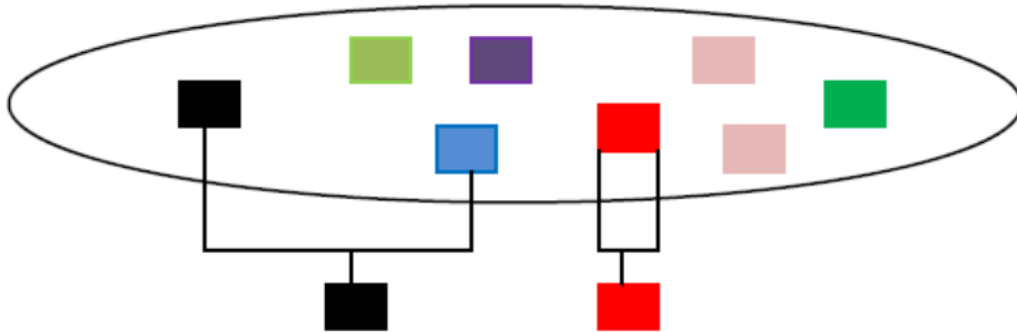


Figure II.3 : Roulette.

### 2. Sélection par tournoi

Cette méthode est celle avec laquelle on obtient les résultats les plus satisfaisantes. Le principe est le suivant : elle fait s'affronter deux ou plusieurs individus, et celui qui a la meilleure fitness l'emporte voire la figure II.4. On répète ce processus  $n$  fois de manière à obtenir les  $n$  individus qui serviront de parents [19].



**Figure II.4 :** Tournoi.

### 3. Sélection par élitisme

L'élitisme est un opérateur optionnel particulier, il permet de garder l'individu le mieux adapté d'une génération à la suivante. Cette méthode améliore considérablement les algorithmes génétiques car elle permet de ne pas perdre les meilleures solutions [13].

#### II.3.3.5 Operateur de Croisement

Cet opérateur permet la création de nouveaux individus selon un processus simple. A partir de deux individus, on obtient deux nouveaux individus (enfants) qui héritent certaines caractéristiques de leurs parents [16].

Le croisement sélectionne des gènes par mis deux individus appelés parents. A partir de ces gènes sont générés les enfants. La probabilité de croisement représente la fréquence à laquelle les croisements sont appliqués [21].

Le croisement est mis en place pour que les nouveaux chromosomes gardent la meilleure partie des chromosomes anciens. Ceci dans le but d'obtenir, peut-être, de meilleurs chromosomes. Néanmoins, il est quand même important qu'une partie de la population survive à la nouvelle génération [16].

#### 1. Croisement a un point

Pour chaque couple de chromosome, on choisit au hasard un point de croisement voir la figure II.5. Les deux chromosomes s'échangent des parties de leurs chaînes pour donner de nouveaux chromosomes [19].

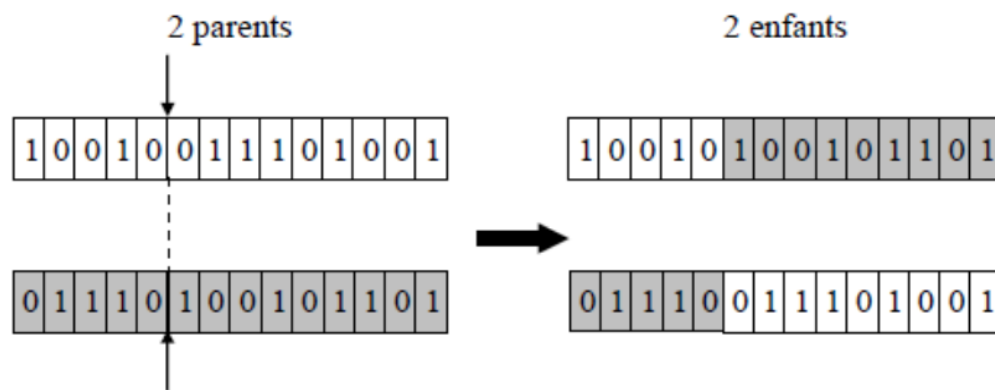


Figure II.5 : Représentation schématique du croisement en un point.

## 2. Croisement en deux points

Le croisement bi-points consiste à choisir au hasard deux points de croisement voir la figure II.6, et à échanger les segments des deux parents déterminés par ces deux points. Il est généralement considéré plus efficace que le précédent [13].

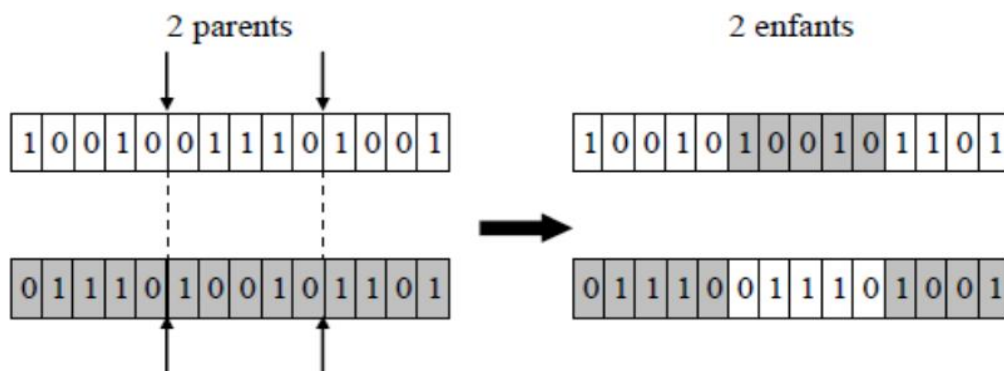
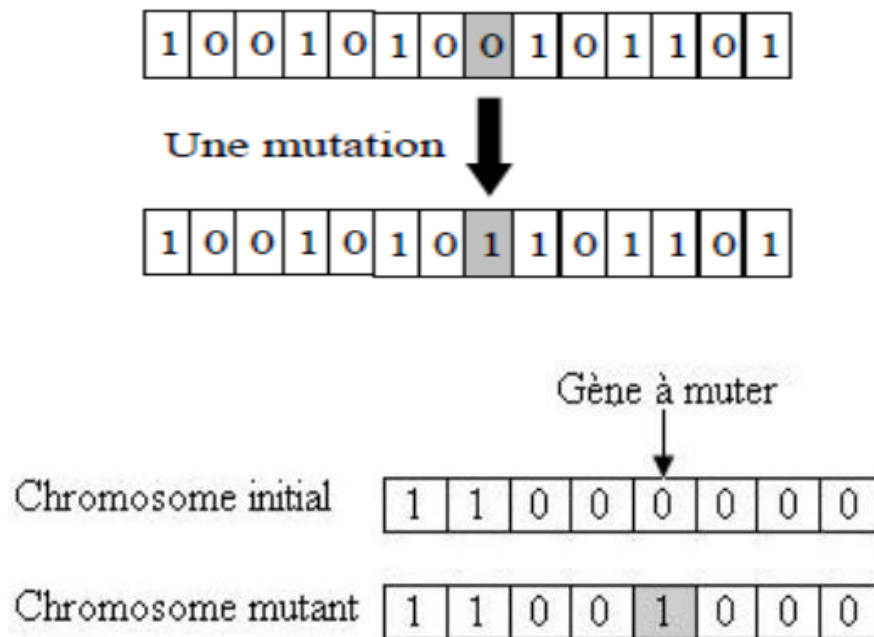


Figure II.6 : Représentation schématique du croisement bi-points.

### II.3.3.6 Operateur de mutation

Une mutation consiste simplement en l'inversion d'un bit se trouvant en un locus bien particulier avec une probabilité  $P_m$  très faible. L'opérateur de mutation modifie donc de manière complètement aléatoire les caractéristiques d'une solution, ce qui permet d'introduire et de maintenir la diversité au sein de la population de solutions voire la figure II.7. Cet opérateur joue le rôle d'un "élément perturbateur" ; il introduit du "bruit" au sein de la population [20].



**Figure II.7 :** Représentation schématique d'une mutation dans un chromosome.

Principe de fonctionnement [22] :

- S'applique sur un seul individu par la modification de l'un ou plusieurs gènes du parent Choisi (s) aléatoirement.
- Un seul nouvel enfant est fourni.
- Un pourcentage de mutation est fixé.

### II.3.3.7 Critère d'arrêt

Comme dans tout algorithme itératif, il faut définir un critère d'arrêt. Celui-ci peut être formulé de différentes façons parmi lesquelles nous pouvons citer :

- Arrêt de l'algorithme lorsque le résultat atteint une solution satisfaisante.
- Arrêt s'il n'y a d'amélioration pendant un certain nombre de générations.
- Arrêt si un certain nombre de générations est dépassé.

## II.4 Optimisation Par Essaims de Particule

L'optimisation par essaim particulaire (OEP) ou particle Swarm Optimzation (PSO) en anglais, est un algorithme évolutionnaire qui utilise une population de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème. Cet algorithme a été proposé par Russel Eberhart (ingénieur en électricité) et James Kennedy (socio-psychologue) en 1995 [23].

Il s'inspire à l'origine du monde du vivant, plus précisément du comportement social des animaux évoluant en essaim, tels que les bancs de poissons et les vols groupés d'oiseaux [24].

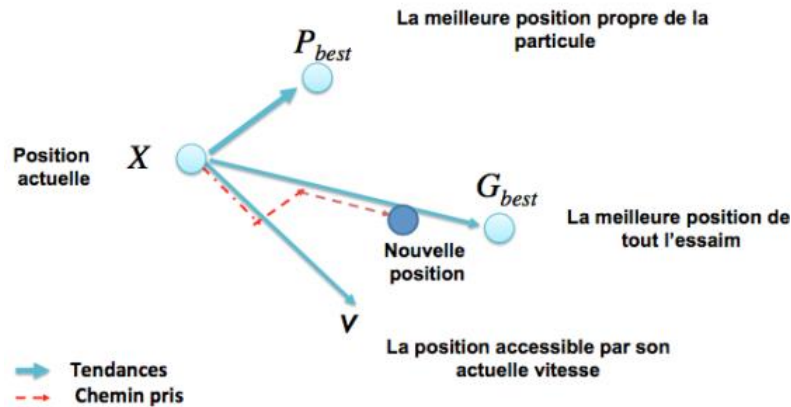
L'optimisation par Essaim de particule (OEP) est une technique utilisée pour explorer l'espace de recherche d'un problème quelconque pour trouver l'ensemble des paramètres qui maximise/minimise un objectif particulier. L'objectif est d'avoir les particules convergent sur l'optimum de la fonction [24].

### II.4.1 Principe du PSO

Un essaim est disposé de façon aléatoire et homogène dans l'espace de recherche et chaque particule possède la capacité de se déplacer avec une vitesse aléatoire. Ainsi, à chaque pas de temps, chaque particule [24] :

- Évalue la qualité de sa position et garde en mémoire sa meilleure performance, c'est-à-dire la meilleure position atteinte jusqu'ici (elle peut être la position courante) et sa qualité (la valeur de la fonction à optimiser en cette position).
- Interroge un certain nombre de particules pour obtenir de chacune d'entre elles sa propre meilleure performance.
- Choisit la meilleure des meilleures performances dont elle a connaissance, puis adapte sa vitesse en fonction de cette information et de ses propres données et se déplace en conséquence.

Le principe de la méthode d'essaim de particule est résumé par la figure II.8. Pour réaliser son prochain mouvement, chaque particule combine trois tendances : suivre sa vitesse propre, revenir vers sa meilleure performance, aller vers la meilleure performance de ses informatrices [25].



**Figure II.8 :** Déplacement d'une particule.

La position de chaque agent (*individu* ou *particule*) est représentée par ses coordonnées suivant les deux axes  $xy$  auxquels on associe les vitesses exprimée par  $V_x$  (vitesse suivant l'axe  $x$ ) et  $V_y$  (vitesse suivant l'axe  $y$ ). La modification du comportement de chaque agent se base sur les informations de position et de vitesse [24].

A chaque itération l'agent procède via une fonction objective à l'évaluation de sa meilleure valeur jusque-là ( $P_{best}$ ) et sa position suivant les deux axes  $xy$ .

Cette information est obtenue à partir de l'analyse des expériences personnelles de chaque agent. En plus, chaque agent connaît la meilleure valeur globale du groupe ( $g_{best}$ ) parmi les  $P_{bests}$ . Cette information représente la valeur autour de laquelle d'autres agents sont performants. Ainsi, chaque agent essaye de modifier sa position en se basant sur les informations suivantes [24] :

Position courante ( $x, y$ ), Vitesse courante ( $V_x, V_y$ ), Distance entre la position courante et  $P_{best}$ , Distance entre la position courante et  $g_{best}$ . Cette modification peut être représentée par le concept de vitesse.

Le déplacement de la particule  $i$  entre les itérations  $k$  et  $k+1$  se fait selon les deux équations (II.1) et (II.2) [25] :

$$V_i^{k+1} = w \cdot V_i^k + C_1 \cdot rand1 \cdot (X_{P_{best}i} - X_i^k) + C_2 \cdot rand2 \cdot (X_{g_{best}} - X_i^k) \quad (\text{II.2})$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (\text{II.3})$$

Où

$V_i^k$ : Vitesse de l'agent  $i$  à l'itération  $k$  ;

$C_1$  et  $C_2$  : Constantes qui représentent les coefficients d'accélération, elles peuvent être non constantes dans certains cas selon le problème d'optimisation posé ;

$rand1$  et  $rand2$  : Variables aléatoires générés d'une distribution uniforme dans l'intervalle  $[0,1]$  ;

$X_i^k$ : Position courante de l'agent  $i$  à l'itération  $k$  ;

$w$ : Facteur d'inertie ;

Le facteur d'inertie est utilisé pour contrôler l'influence de la vitesse obtenu au pas précédent de la particule. L'expression de facteur d'inertie le plus utilisé par les chercheurs est formulé comme suit [25] :

$$w = (w_{max} - w_{min}) * \frac{(itr_{max} - itr)}{itr_{max}} - w_{min} \quad (II.4)$$

Avec :

$w_{max}$ ,  $w_{min}$  : les limites autorisées dans l'espace de recherche spécifié ;

$itr_{max}$  : itération maximale ;

#### II.4.2 Etapes de l'algorithme PSO

Le but de l'algorithme PSO est d'optimiser une fonction continue dans un espace donné. Dans la majorité des cas, l'algorithme d'optimisation recherche le maximum ou le minimum global de l'espace de recherche. Voici la description des étapes de l'algorithme PSO [26] :

Les algorithmes PSO agissent sur une population des particules, et non pas sur une particule isolé, donc tout d'abord on va générer une population d'individus initiaux, puis l'évaluation de chaque particule par la fonction objective, appelée fonction d'évaluation. Ensuite on exécute le cycle de mise à jour des particules :

Étape 0 : Initialisation des paramètres, et définir le critère d'arrêt.

Étape 1 : Calcul de la qualité  $G(x_i)$  de la particule  $i$  en fonction de son vecteur de position ( $x_i$ ).

Étape 2 : Établir si la qualité  $G(x_i)$  obtenue par la particule  $i$  est supérieure à la meilleure qualité que cette particule a obtenue antérieurement ( $P_{best}$ ). Si  $G(x_i) > G(P_{best})$ , la présente position de la particule  $x_i$  est sauvegardée comme étant la meilleure position  $P_{best}$  obtenue à ce jour pour la particule  $i$ .

Étape 3 : Établir si la qualité  $G(P_{best})$  obtenue par la particule  $i$  est plus grande que la meilleure qualité  $G(g_{best})$  obtenue pour l'ensemble de la population. Si tel est le cas, l'indice de la particule ayant obtenu la meilleure qualité  $g$  prend la valeur  $i$ .

Étape 4 : Mettre à jour la vitesse de déplacement  $v_i(k+1)$  de la particule  $i$ . Cette mise à jour tient compte de la vitesse précédente de la particule  $v_i(k)$ , de sa position présente ( $x_i$ ), de la position de la meilleure qualité  $P_{best}$  obtenue par cette particule ainsi que de la position de la meilleure qualité globale  $g_{best}$  obtenue par la population. Une fois cette vitesse mise à jour, il faut vérifier si la nouvelle vitesse  $v_i(k+1)$  de la particule  $i$  est contenue dans les limites autorisées ( $V_{max}, V_{min}$ ). Si tel n'est pas le cas, la nouvelle vitesse est réduite à la borne la plus proche.

Étape 5 : Mettre à jour la position  $x_i(k+1)$  de la particule  $i$ . Cette mise à jour tient compte de la position précédente de la particule  $x_i(k)$  ainsi que de la nouvelle vitesse  $v_i(k+1)$  calculée à l'étape 4. Une fois la position de la particule  $i$  mise à jour, il faut vérifier si la nouvelle position  $x_i(k+1)$  est contenue dans l'espace de recherche spécifié par ( $X_{max}, X_{min}$ ). Si tel n'est pas le cas, la nouvelle position est ramenée à la borne la plus proche.

Étape 6 : Si le critère d'arrêt est vérifié, alors l'algorithme se termine. S'il ne l'est pas, une nouvelle itération commence en retournant à l'Étape 1 avec la première particule ( $k = k+1$ ).

L'organigramme de cet algorithme peut être dressé comme suit en figure II.9 :

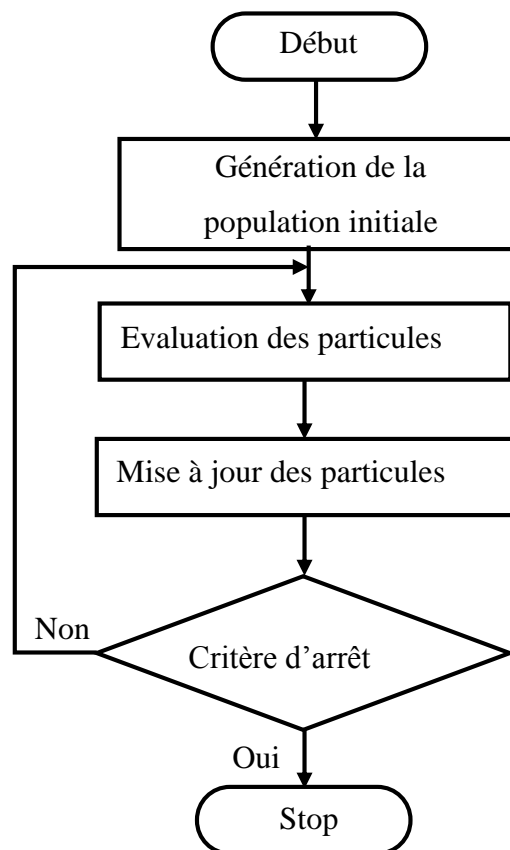


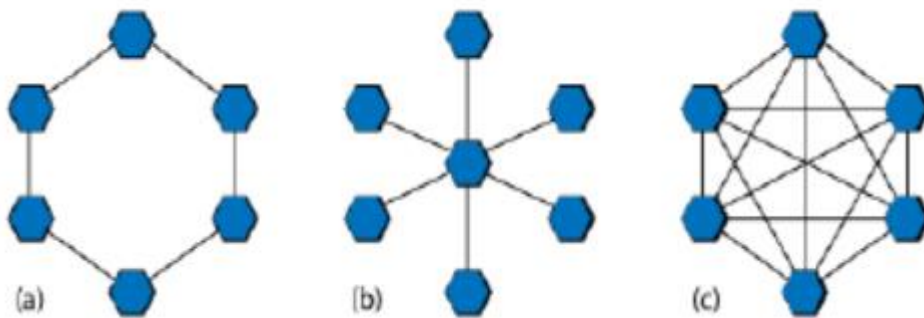
Figure II.9 : Organigramme de la PSO.



### II.4.3 Topologie du voisinage

Le réseau de rapports entre toutes les particules est connu sous le nom de “la topologie de l'essaim”. Le choix d'une topologie du voisinage à une importance cruciale, plusieurs études de topologies ont été menées à ce propos, différentes combinaisons ont été proposées dont les plus utilisées sont susmentionnées ci-dessous [27] :

- a) Topologie en étoile : chaque particule est reliée à toutes les autres (l'optimum du voisinage est l'optimum global) figure II.10(a).
- b) Topologie en anneau : chaque particule est reliée à  $n$  particules (en général,  $n = 3$ ), c'est la topologie la plus utilisée figure II.10(b).
- c) Topologie en rayon : les particules ne communiquent qu'avec une seule particule centrale figure II.10(c).



**Figure II.10** : Différents types de topologies pour un essaim de particules : (a) anneau, (b) rayon, (c) étoile.

### II.4.4 Critère d'arrêt

Le critère d'arrêt correspond généralement à un nombre d'itérations prédéfinies, mais on peut également spécifier un critère d'arrêt en fonction de la meilleure valeur de qualité  $G(g_{best})$  obtenue pour l'ensemble des particules [24].

## II.5 Conclusion

Durant ce chapitre nous avons donné un aperçu sur les méthodes d'optimisation pour l'identification des paramètres d'une cellule Photovoltaïque. Il s'agit des algorithmes évolutionnaires (les AGs et les PSO).

Nous pouvons conclure que les algorithmes géniques et les PSO sont des algorithmes simples de conception et peuvent résoudre des problèmes d'optimisation assez complexes.

# Chapitre III

Modélisation et optimisation des  
paramètres d'un module photovoltaïque

### III.1 Introduction

La modélisation des cellules photovoltaïques passe nécessairement par un choix judicieux des circuits électriques équivalents et l'équation mathématique.

Notre travail consiste à extraire les paramètres d'un panneau de silicium monocristallin CEM100M-36 photovoltaïque, avec les modèles électriques considérés (à une seule diode et à deux diodes) à partir de la caractéristique expérimentale courant - tension (I-V) par les algorithmes évolutionnaires (les AGs et la PSO).

La première partie de ce chapitre, consiste à donner les différents modèles qui ont été proposés pour représenter une cellule photovoltaïque, ainsi que les circuits électriques équivalents et les équations mathématiques de chaque modèle.

Ensuite dans la deuxième partie, nous allons décrire les méthodes utilisées pour extraire les paramètres d'un module photovoltaïque. Enfin, nous discutons les résultats obtenus et nous vérifions la correspondance du modèle à la caractéristique réelle.

### III.2 Modélisation d'une cellule photovoltaïque

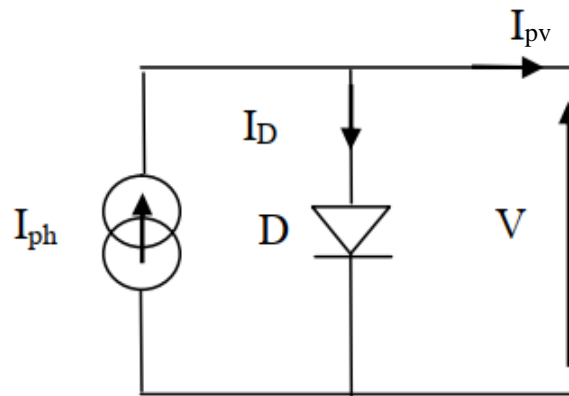
Pour modéliser les cellules photovoltaïques, il est nécessaire de comprendre la configuration physique des éléments de la cellule aussi bien que les caractéristiques électriques de chaque élément.

On rencontre dans la littérature plusieurs modèles représentatifs pour la cellule PV, qui diffèrent entre eux par la procédure et le nombre de paramètres, intervenants dans le calcul de la tension et du courant final du générateur photovoltaïque.

### III.3 Différents modèles mathématique d'une cellule PV

#### III.3.1 Modèle d'une cellule idéal

C'est le modèle le plus simple pour représenter la cellule solaire, car il ne tient compte que du phénomène de diffusion. Le circuit équivalent simplifié d'une cellule solaire se compose d'une diode et d'une source de courant montés en parallèle (voir figure III.1) [11]. La source du courant produit le photon courant  $I_{ph}$  qui est directement proportionnel à l'éclairement solaire  $E$ , et la diode représente la jonction PN de la cellule. La tension fournie par la cellule est égale à celle aux bornes de la diode [8].



**Figure III.1 :** Schéma équivalent d'une cellule idéale.

L'équation courant tension I-V du circuit équivalent est donné comme suit :

$$I_{pv} = I_{ph} - I_D \quad (\text{III.1})$$

Avec :

$I_{pv}$  : Courant aux bornes de la cellule;

$I_{ph}$  : Courant photonique de la cellule proportionnel à l'éclairement ;

$I_D$  : Courant aux bornes de la diode ;

Donc l'équation du courant délivré par une cellule photovoltaïque est décrite comme suit [8]:

$$I_{pv} = I_{ph} - I_s \left[ e^{\frac{q \cdot V_{pv}}{A \cdot K_b \cdot T_j}} - 1 \right] \quad (\text{III.2})$$

Avec:

$I_s$ : Courant de saturation inverse de la diode;

$K_b$ : Constante de Boltzmann ( $1.38 \cdot 10^{-23}$  Joules/Kelvin);

$T_j$  : Température de jonction de la cellule en Kelvin ;

$q$ : Charge d'un électron  $= 1,6 \cdot 10^{-19} \text{C}$  ;

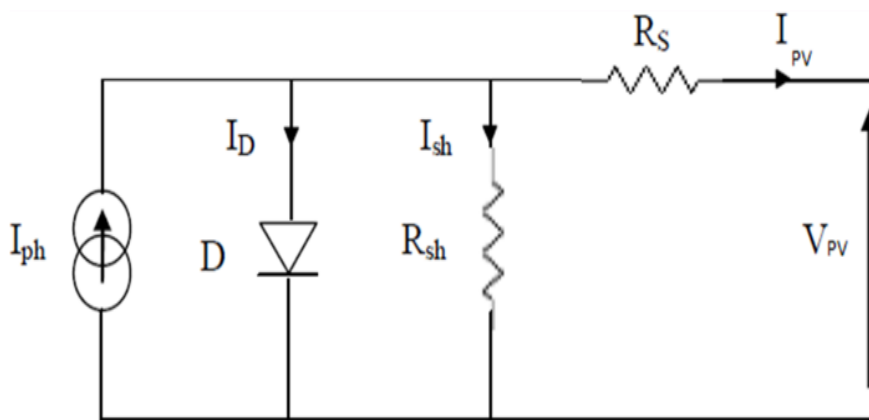
$A$ : Facteur d'idéalité de la jonction ;

$V_{pv}$ : Tension aux bornes de la cellule ;

### III.3.2 Modèle d'une cellule réelle

#### III.3.2.1 Modèle à une diode

C'est le modèle le plus classique dans la littérature, car il tient compte d'effets résistifs parasites dues à la fabrication, il fait intervenir un générateur de courant pour la modélisation du flux lumineux incident, une diode pour les phénomènes physique de polarisation et deux résistances (série et shunt) (voir figure III.2) [11]. La résistance série ( $R_s$ ) représentant les pertes par effet Joule, et la résistance shunte ( $R_{sh}$ ) caractérisant un courant de fuite entre la grille supérieure et le contact arrière qui est généralement très supérieure à ( $R_s$ ) [5].



**Figure III.2 :** Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque réelle à une diode.

Le courant généré par la cellule PV est donné par la loi des mailles :

$$I_{pv} = I_{ph} - I_D - I_{sh} \quad (III.3)$$

Le courant de la résistance shunt est donné par [11]:

$$I_{sh} = \frac{V_D}{R_{sh}} = \frac{V_{pv} + R_s \cdot I_{pv}}{R_{sh}} \quad (III.4)$$

Le courant de la diode est donné par [11] :

$$I_D = I_s \times \left[ e^{\frac{q \times (V_{pv} + R_s \cdot I_{pv})}{A \cdot K_D \cdot T_j}} - 1 \right] \quad (III.5)$$

Le courant généré par la cellule est décrit comme suit :

$$I_{pv} = I_{ph} - I_s \times \left[ e^{\frac{q \times (V_{pv} + R_s \cdot I_{pv})}{A \cdot K_b \cdot T_j}} - 1 \right] - \left( \frac{V_{pv} + R_s \cdot I_{pv}}{R_{sh}} \right) \quad (\text{III.6})$$

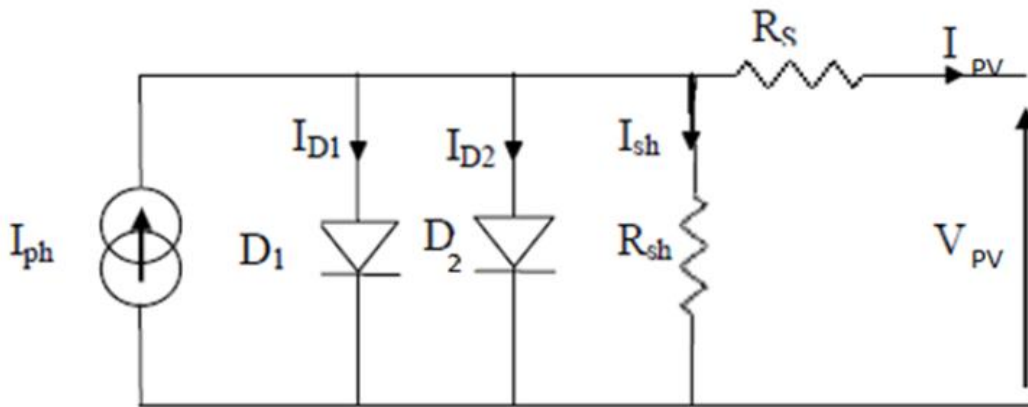
Avec :

$R_s$  : Résistance série ( $\Omega$ ) ;

$R_{sh}$  : Résistance shunt ( $\Omega$ ) ;

### III.3.2.2 Modèle à deux diodes

Ce modèle est dit le plus proche du comportement réel de la cellule solaire, du fait qu'il tient compte du mécanisme du transfert des charges à l'intérieur de la cellule. Ce modèle est composé d'une source de courant modélisant le flux lumineux, deux diodes pour la polarisation de la cellule, une résistance shunt et une résistance série [8]. La cellule photovoltaïque est représentée par le circuit électrique de la figure III.3 [28].



**Figure III.3 :** Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque réelle à deux diodes.

Le courant généré par la cellule PV est donné par la loi des mailles :

$$I_{pv} = I_{ph} - (I_{D1} + I_{D2}) - I_{sh} \quad (\text{III.7})$$

Le courant de la diode est donné par [28] :

$$I_{D1} = I_{s1} \times \left[ e^{\frac{q \times (V_{pv} + R_s \cdot I_{pv})}{A_1 \cdot K_b \cdot T_j}} - 1 \right] \quad (\text{III.8})$$

$$I_{D2} = I_{s2} \times \left[ e^{\frac{q \times (V_{pv} + R_s \cdot I_{pv})}{A_2 \cdot K_b \cdot T_j}} - 1 \right] \quad (\text{III.9})$$

Le courant généré par la cellule est décrit comme suit :

$$I_{pv} = I_{ph} - I_{s1} \times \left[ e^{\frac{q \times (V_{pv} + R_s \cdot I_{pv})}{A_1 \cdot K_b \cdot T_j}} - 1 \right] - I_{s2} \times \left[ e^{\frac{q \times (V_{pv} + R_s \cdot I_{pv})}{A_2 \cdot K_b \cdot T_j}} - 1 \right] - \left( \frac{V_{pv} + R_s \cdot I_{pv}}{R_{sh}} \right) \quad (III.10)$$

Avec :

$I_{s1}$  : Courant de saturation de la première diode ;

$I_{s2}$  : Courant de saturation de la seconde diode ;

$A_1$  Et  $A_2$  : les facteurs d'idéalité respectivement de D1 et D2 ;

Dans ce qui suit, nous utilisons les outils d'intelligence artificielle présentés au chapitre précédent pour déterminer les valeurs des paramètres d'un module PV, constitué de  $n_s$  cellules en série, pour deux modèles PV décrits par ces deux équations suivantes :

- Modèle à cinq paramètres ( $I_{ph}$ ,  $I_s$ ,  $R_s$ ,  $R_{sh}$  et  $A$ ) :

$$I_{pv} = I_{ph} - I_s \times \left[ e^{\frac{q \times (V_{pv} + R_s \cdot I_{pv})}{n_s \cdot A \cdot K_b \cdot T_j}} - 1 \right] - \left( \frac{V_{pv} + R_s \cdot I_{pv}}{R_{sh}} \right) \quad (III.11)$$

- Modèle à sept paramètres ( $I_{ph}$ ,  $I_{s1}$ ,  $I_{s2}$ ,  $R_s$ ,  $R_{sh}$ ,  $A_1$  et  $A_2$ ) :

$$I_{pv} = I_{ph} - I_{s1} \times \left[ e^{\frac{q \times (V_{pv} + R_s \cdot I_{pv})}{n_s \cdot A_1 \cdot K_b \cdot T_j}} - 1 \right] - I_{s2} \times \left[ e^{\frac{q \times (V_{pv} + R_s \cdot I_{pv})}{n_s \cdot A_2 \cdot K_b \cdot T_j}} - 1 \right] - \left( \frac{V_{pv} + R_s \cdot I_{pv}}{R_{sh}} \right) \quad (III.12)$$

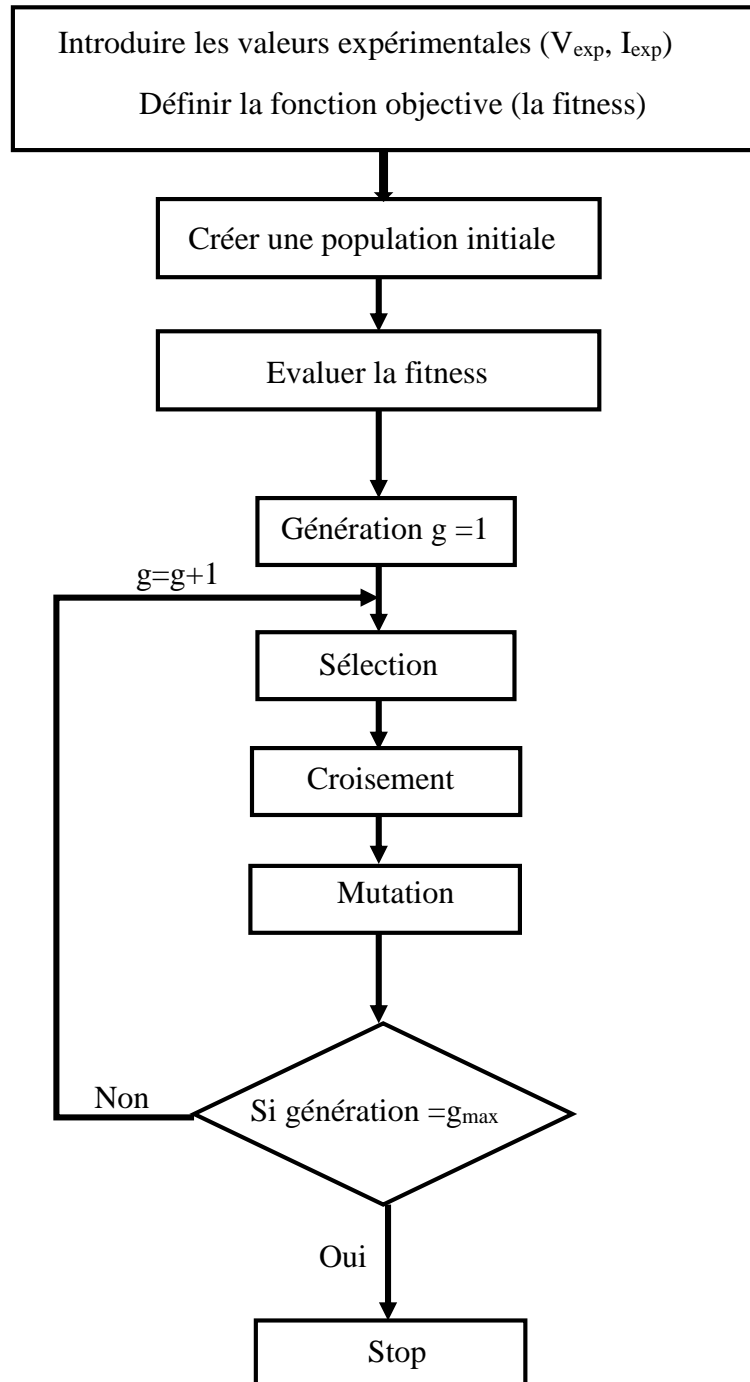
### III.4 Description des méthodes d'extractions des paramètres par les AGs et la PSO

Notre travail consiste à résoudre un problème d'optimisation, où nous cherchons une solution optimale en terme des paramètres  $I_{ph}$ ,  $I_{s1}$ ,  $I_{s2}$ ,  $A_1$ ,  $A_2$ ,  $R_s$  et  $R_{sh}$ , le problème est de trouver la valeur optimale de chaque paramètre qui minimise l'erreur quadratique moyenne  $e$  (équation III.11) entre les valeurs du courant calculées et celles de la caractéristique expérimentale (I-V). La fonction objective à minimiser est donnée par la formule suivante :

$$e = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (I_{exp}(Vi) - I_{cal}(Vi))^2} \quad (III.13)$$

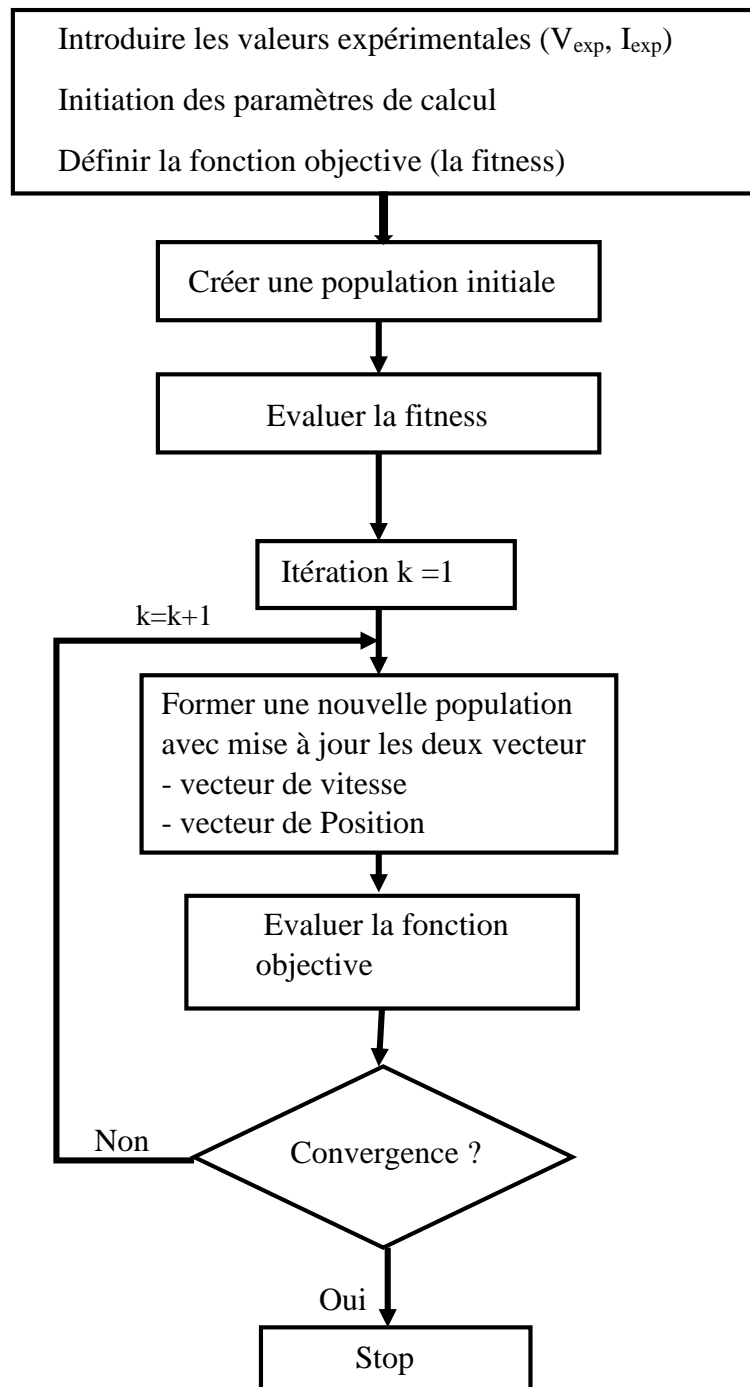
Avec  $I_{exp}$  est le courant expérimental à  $V_i$ ,  $I_{cal}$  est le courant prédit à  $V_i$  et  $L$  est le nombre de point de la caractéristique (I-V).

Les organigrammes en figure III.4 et figure III.5 donnent respectivement le principe de fonctionnement d'un algorithme génétique et l'algorithme PSO :



**Figure III.4 :** Organigramme de l'algorithme génétique pour optimiser les paramètres d'un module photovoltaïque.





**Figure III.5 :** Organigramme de l'algorithme PSO pour optimiser les paramètres d'un module photovoltaïque.

La population initiale (IPOP) est une matrice de taille  $[N, M]$  décrite comme suite :

$$IPOP = (B_{max} - B_{min}).random. [N.M] + B_{min} \quad (III.14)$$

Où  $N$  est le nombre de chromosome (taille de la matrice),  $M$  et le nombre de paramètres dans le chromosome ( $M = 5$  pour le modèle a une seul diode et  $M=7$  pour le modèle a deux diodes).

En général, les individus de la population initiale sont donnés par des valeurs aléatoires ou avec des valeurs qui sont obtenues par des experts pour accélérer la convergence de l'algorithme d'optimisation, comme par exemple dans la référence [29] ils ont trouvé que  $R_s$  est entre (0 et 1) et  $R_{sh}$  très grande. Donc chaque paramètre a un intervalle de variation [ $B_{max}$ ,  $B_{min}$ ].

Le tableau III.1(a) et (b) contient les valeurs  $B_{max}$ ,  $B_{min}$  des différents paramètres à extraire :

Modèle à cinq paramètres					
paramètre	$I_{ph}$ (A)	$I_s$ (A)	A	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$
$B_{min}$	0	$10^{-7}$	1	0.01	100
$B_{max}$	5.5	$10^{-5}$	2	1	500

(a)

Modèle à sept paramètres							
paramètre	$I_{ph}$ (A)	$I_{s1}$ (A)	$I_{s2}$ (A)	$A_1$	$A_2$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$
$B_{min}$	0	$10^{-7}$	$10^{-9}$	0.9	1.6	0.01	100
$B_{max}$	5.5	$10^{-5}$	$10^{-7}$	1.8	2.5	1	500

(b)

**Tableau III.1 :** Bornes maximale et minimale des différents paramètres. (a) modèle à une diode, (b) modèle à deux diodes

Pour les algorithmes génétiques nous utilisons la sélection par tournoi binaire dont le principe est comme suit : on tire deux chromosomes aléatoirement de la population et on reproduit le meilleur dans la nouvelle population (sélection de celui qui correspond à la plus petite valeur du fitness). Le nombre maximum de génération  $g_{max} = 100$ , la taille de la population  $N = 100$ , la probabilité de croisement  $p_c = 0.8$  et la probabilité de mutation  $p_m = 0.09$ . Le taux de mutation ( $p_m$ ) est généralement faible (entre 1% et 20%) [30].

Et pour la PSO le nombre maximum d'itération est  $maxite = 100$ , la taille de la population  $N = 100$ , l'intervalle de facteur d'inertie [ $w_{min} = 0.2$ ,  $w_{max} = 1$ ] et les coefficients d'accélération  $C_1 = 1.51$  et  $C_2 = 1.45$ .

### III.5 Données expérimentales

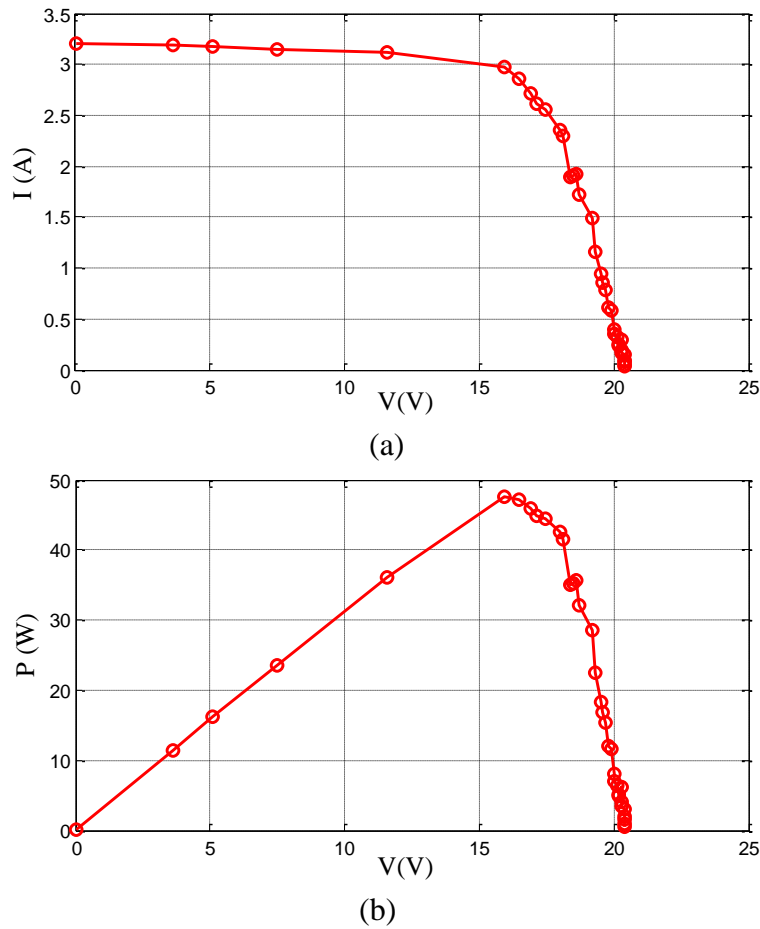
Le panneau étudié est un panneau de silicium monocristallin CEM100M-36. Le tableau III. 2 présente les données techniques de ce panneau mesurées à des conditions STC (condition de test standard).

Grandeurs	Valeur
Eclairement standard	1000W/m <sup>2</sup>
Température standard	25°C
Puissance maximale ( $P_{max}$ )	100W
Courant à $P_{max}$ ( $I_{opt}$ )	5.41A
Tension a $P_{max}$ ( $V_{opt}$ )	18.5V
Courant en court-circuit ( $I_{cc}$ )	5.84A
Tension en circuit ouvert ( $V_{co}$ )	22.3V
Nombre des cellules série ( $n_s$ )	36

**Tableau III.2 :** Caractéristiques du module PV CEM100M-36 aux conditions STC.

Les données manipulées sont obtenues à partir de la caractéristique pratique courant-tension de ce panneau sous un éclairement de 669W/m<sup>2</sup> et à une température de 41°C (Les mesures ont été effectuées au matin d'une journée peu ensoleillée (04/07/2019)).

Le tracé des caractéristiques expérimentales de courant - tension (I-V) et de puissance - tension (P-V) de ce panneau sous un éclairement de 669W/m<sup>2</sup> et à une température de 41°C est représenté respectivement sur la figure III.6 (a) et (b).



**Figure III.6 :** Caractéristique expérimentale, (a) : caractéristique (I-V),  
(b) : caractéristique (P-V).

Dans ce qui suit, nous utilisons les programmes (algorithme génétique et PSO) développés sous MATLAB script file pour identifier les paramètres de panneau photovoltaïque à partir de la caractéristique expérimentale (I-V). Puis, on utilise la méthode Newton Raphson pour résoudre l'équation non linéaire de la caractéristique (I-V).

La méthode de Newton Raphson est décrite comme suit:

$$I_{n+1} = I_n - \frac{f(I_n)}{f'(I_n)} \quad (\text{III.15})$$

Où  $f'(I)$  est le dérivé de la fonction  $f(I)$ ,  $I_n$  est la présente valeur,  $I_{n+1}$  est la prochaine valeur.

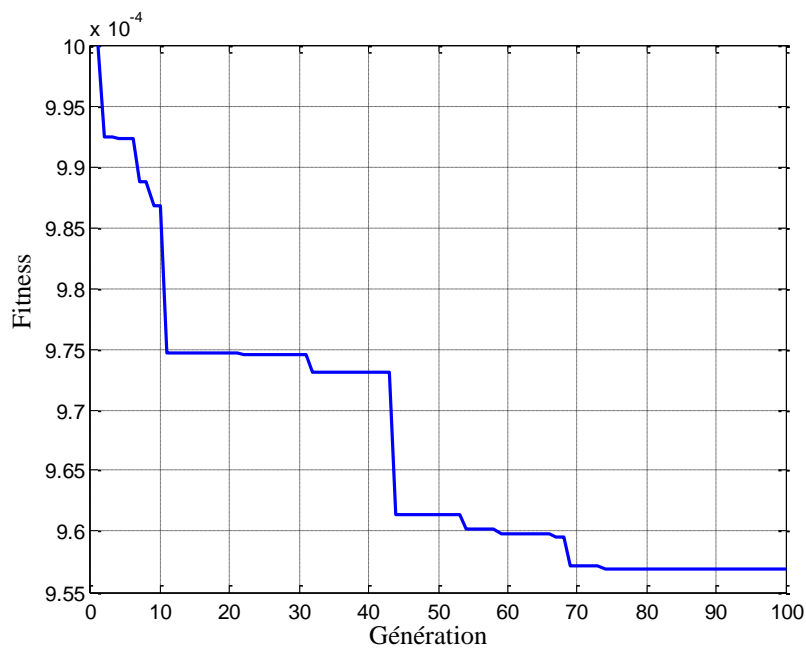
## III.6 Résultats et discussion

### III.6.1 Extraire des paramètres par les AGs

#### III.6.1.1 Modèle à une diode

La figure III.7 illustre l'évolution des valeurs minimales de la fitness des meilleurs individus de génération en génération.

Le tableau III.3 donne les valeurs des paramètres obtenu par les algorithmes génétiques pour le modèle à une diode.



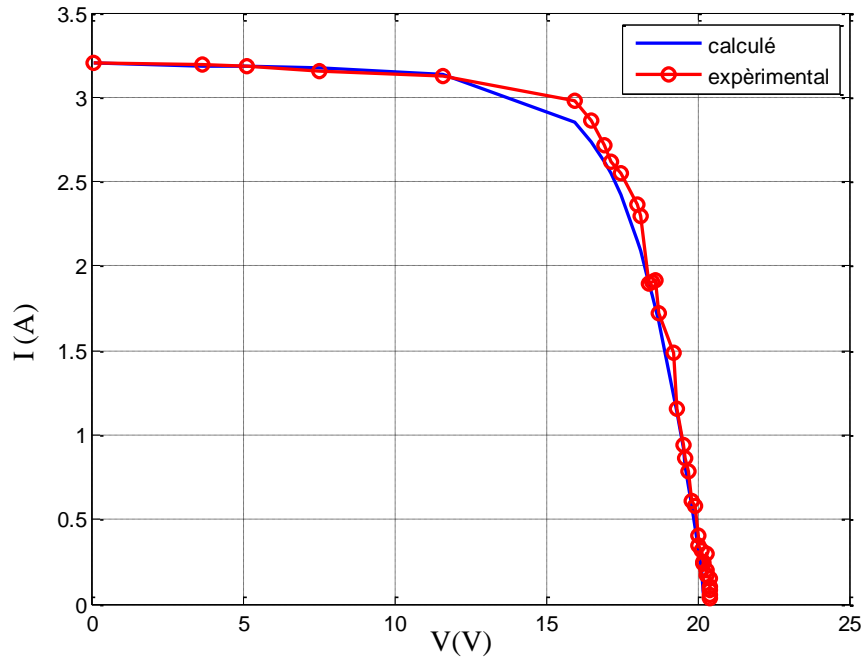
**Figure III.7 :** Evolution des valeurs minimales de la fitness en fonction de nombre de génération.

À partir de cette figure, on remarque que les valeurs minimales de la fitness varient de façon décroissante de génération en génération. On constate qu'à partir de la génération 78, la fitness devient stable et elle correspond à sa valeur minimale est  $9.5686 \times 10^{-4}$  A.

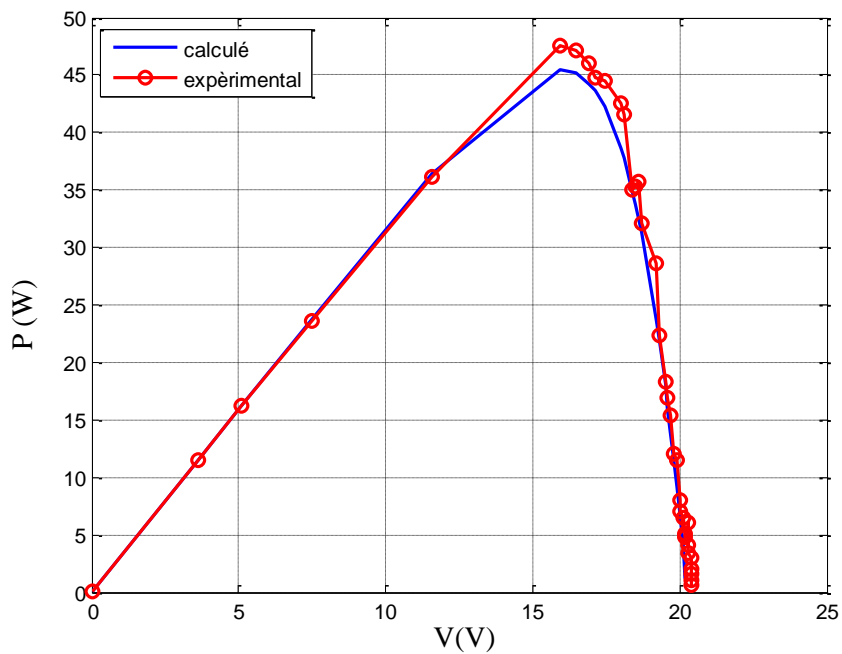
Paramètres	$I_{ph}(A)$	$I_s(A)$	A	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$
Valeur	3.2026	$5.3235 \times 10^{-6}$	1.5650	0.2253	262.3804

**Tableau III.3 :** Paramètres obtenus par les algorithmes génétiques pour le modèle à une diode

Les caractéristiques (I-V) et (P-V) obtenues en fonction de ces paramètres sont représentées respectivement, en figure III.8(a) et (b) avec celles de l'expérimentales.



(a)



(b)

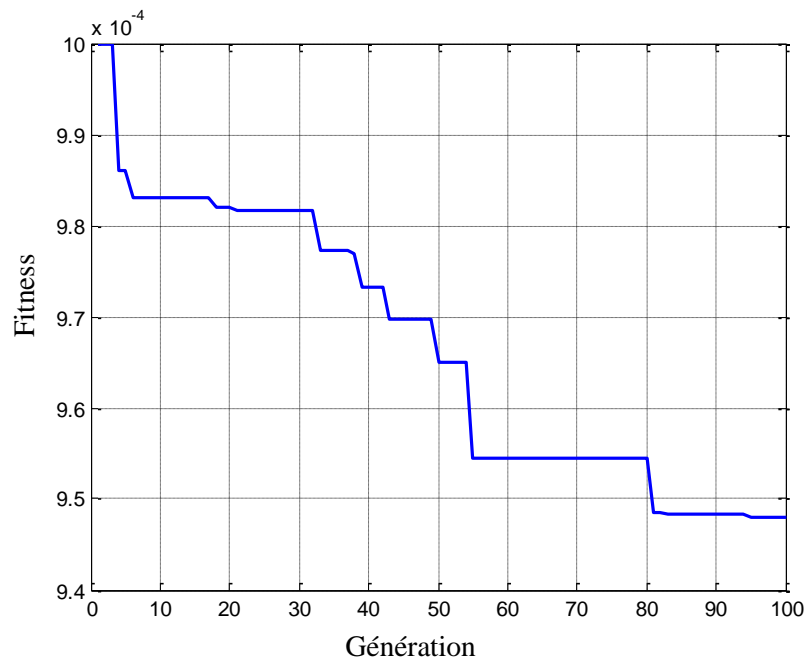
**Figure III.8 :** Caractéristique expérimentale et celle calculée, (a) : caractéristique (I-V), (b) : caractéristique (P-V).

D'après la figure III.8, nous remarquons que la caractéristique (I-V) et (P-V) calculée sont presque les mêmes avec de celle de l'expérimentale avec un faible déphasage au niveau du coude. Donc nous pouvons dire que l'erreur entre les résultats expérimentaux et celle calculée est acceptable, car quand on calcule cette erreur grâce à la relation III.14, en la trouvée de l'ordre de 4,21%.

$$\Delta e = \frac{(P_{cat} - P_{mes})}{P_{mes}} \quad (III.16)$$

### III.6.1.2 Modèle à deux diodes

La figure III.9 illustre le développement des valeurs minimales de la fitness en fonction de nombre de génération, et le tableau III.4 contient les valeurs des paramètres obtenues à la fin de processus d'optimisation par l'algorithme génétique pour le modèle à deux diodes.



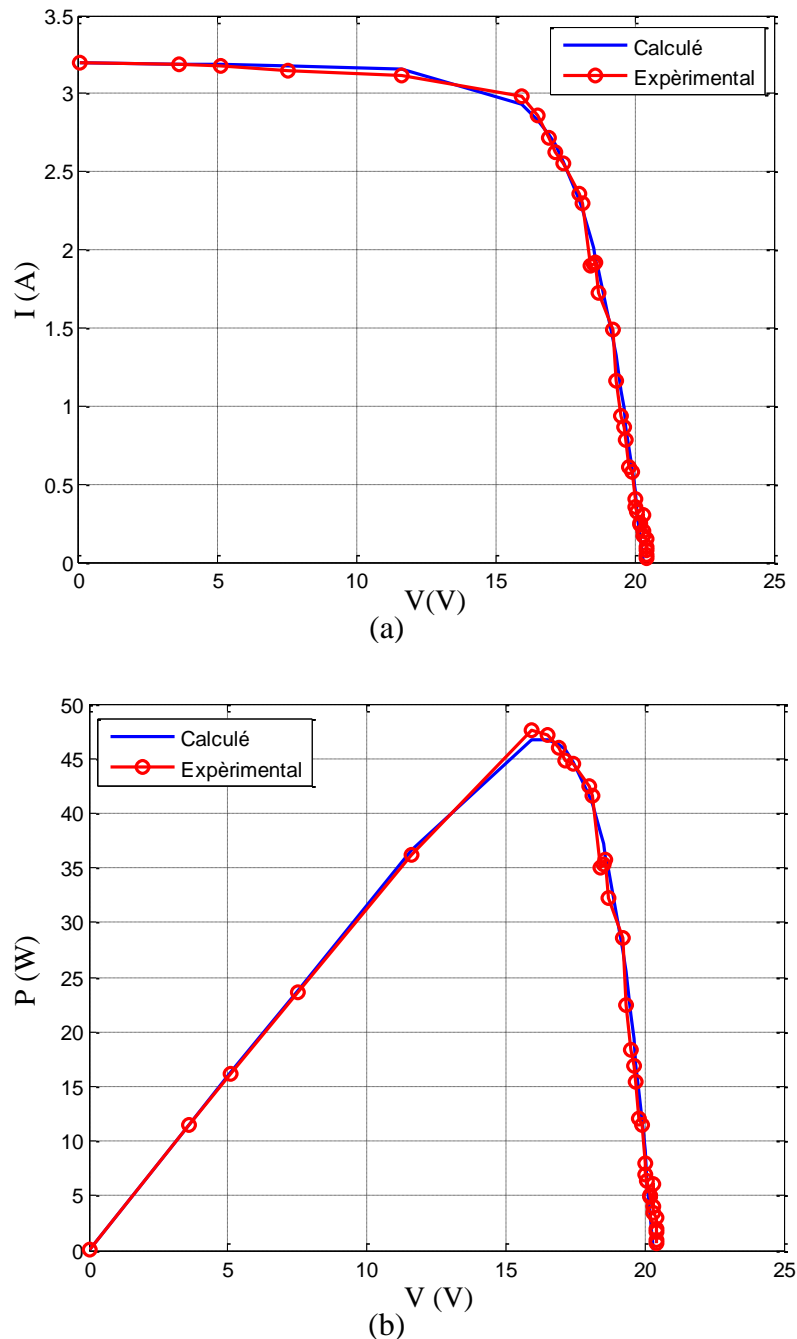
**Figure III.9 :** Evolution des valeurs minimales de la fitness en fonction de nombre de générations.

Paramètres	$I_{ph}(A)$	$I_{s1}(A)$	$I_{s2}(A)$	$A_1$	$A_2$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$
Valeur	3.2015	$3.1911 \times 10^{-6}$	$2.8774 \times 10^{-8}$	1.5108	1.9232	0.15	338.2218

**Tableau III.4 :** Paramètres obtenus par les AGs pour le modèle à deux diodes

On remarque que la fonction objective diminue en fonction de génération, jusqu'à la génération 95 stabilise à une valeur minimale de l'ordre  $9.4794 \times 10^{-4}$  A.

La figure III.10 (a) et (b) représentent respectivement la caractéristique (I-V) et (P-V) calculée en fonction des paramètres obtenus par l'algorithme génétique et celle expérimentale.



**Figure III.10 :** Caractéristique expérimentale et celle calculée pour le modèle a deux diode, (a) : caractéristique (I-V), (b) : caractéristique (P-V).



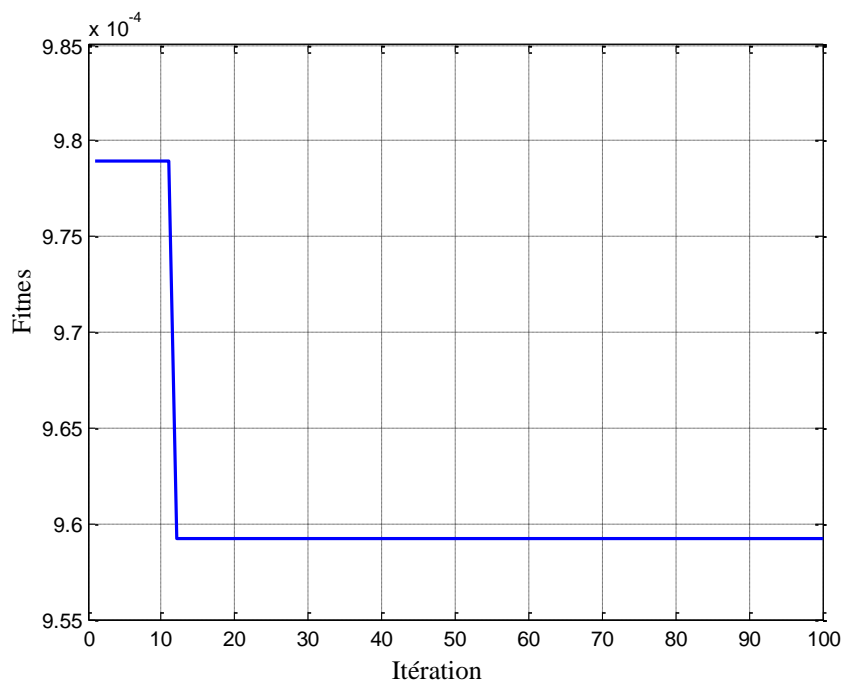
D'après la figure III.10, nous constatons que la caractéristique calculée soit pour l'intensité du courant (I-V) ou soit pour la puissance (P-V) sont cohérentes avec la caractéristique expérimentale avec un décalage de l'ordre de 1.57% au niveau de la zone de fonctionnement de panneau. Donc les paramètres obtenus pour ce modèle permettant d'avoir une caractéristique de très bon accord avec celle de l'expérimentale par apport au modèle à une seul diode.

Dans ce qui suit nous allons appliquer l'autre méthode d'optimisation pour l'identification de ces paramètres.

### III.6.2 Extraire des paramètres par la PSO

#### III.6.2.1 Modèle à une diode

L'exécution de processus d'optimisation par la PSO, nous a permis de trace la variation des valeurs minimales de la fitness en fonction des itérations en figure III.11. Et le tableau III.3 contient les valeurs des paramètres obtenus pour le modèle à une diode.



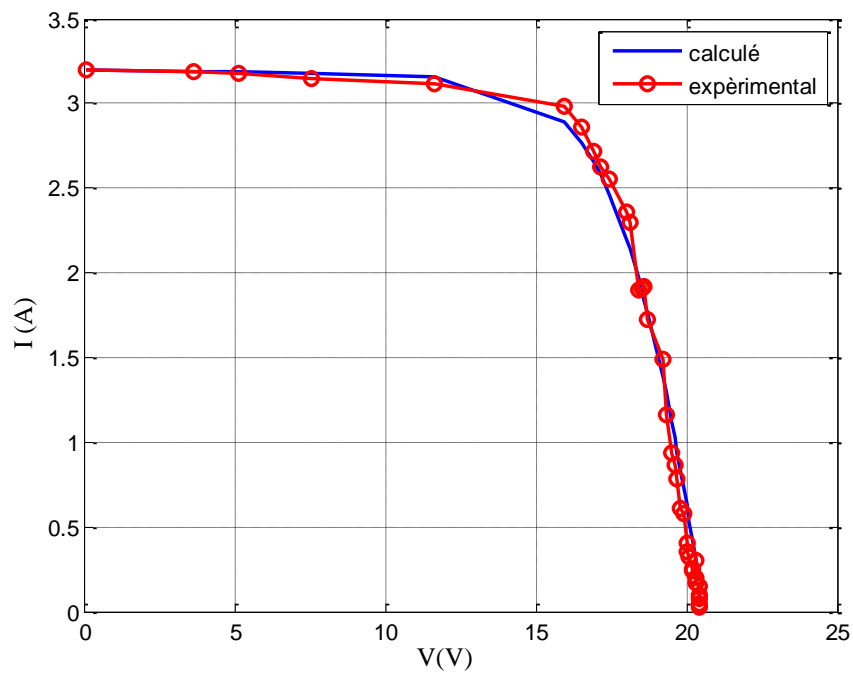
**Figure III.11 :** Evolution des valeurs minimales de la fitness en fonction itération

La figure III.11, nous montre qu'à partir de l'itération 12, la fonction objective reste constante à une valeur minimale. Cette valeur est de  $9.5924 \times 10^{-4}$  A.

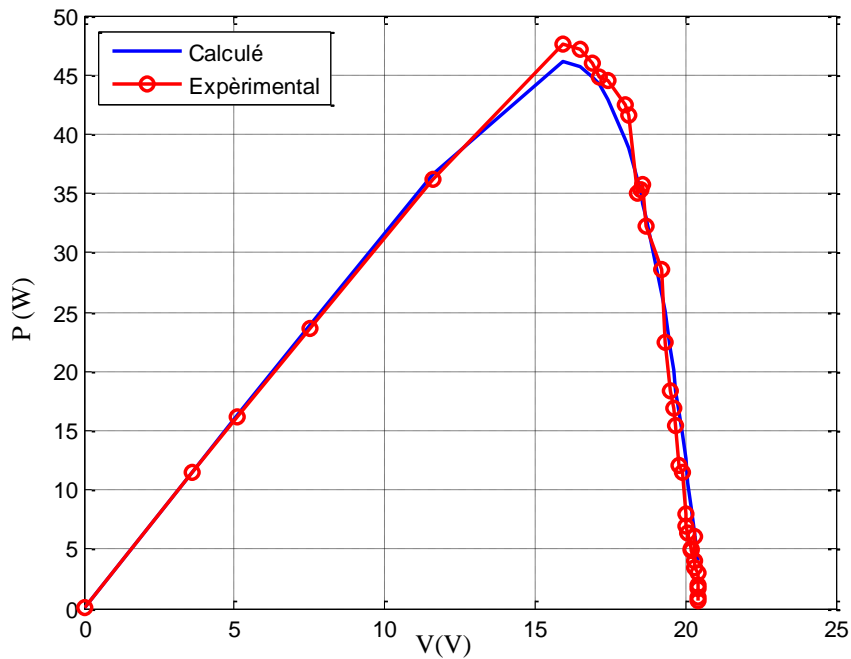
Paramètres	$I_{ph}(A)$	$I_s(A)$	A	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$
Valeur	3.2012	$1.5413 \times 10^{-6}$	1.4539	0.4037	433.7286

**Tableau III.5 :** Paramètres obtenus par la PSO pour le modèle à une diode.

Les caractéristiques (I-V) et (P-V) expérimentales avec celles calculées en fonction des paramètres obtenus sont représentées respectivement, en figure III.3(a) et (b)



(a)



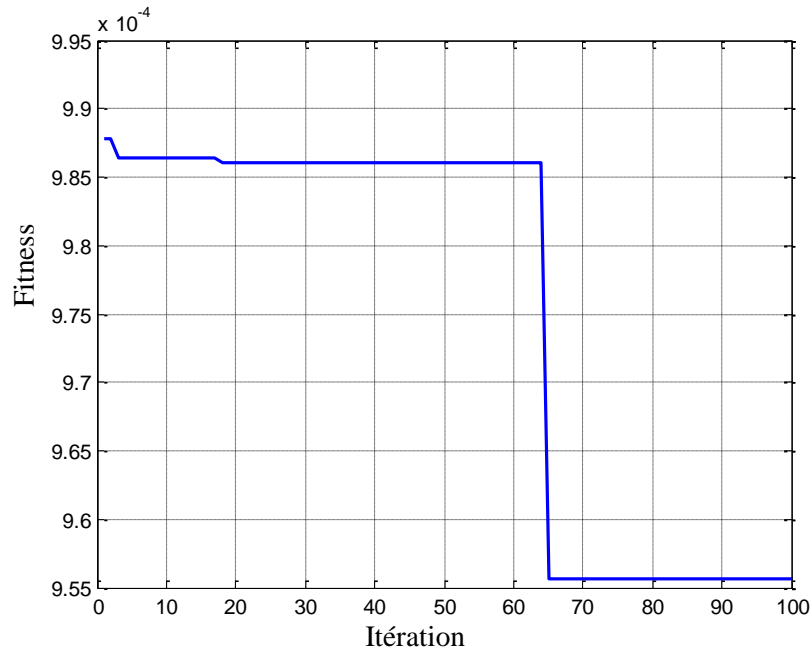
(b)

**Figure III.12 :** Caractéristique expérimentale et celle calculée, (a) : caractéristique (I-V), (b) : caractéristique (P-V).

Le graphique montre que la caractéristique calculée pour le courant (I-V) ou la puissance (P-V) est similaire à celle de l'expérimentale. Une très faible erreur qui est d'environ 2,95 % est marquée au niveau de l'intervalle où se situe le point de puissance maximale.

### III.6.2.2 Modèle à deux diodes

L'évolution des valeurs minimales de la fitness des meilleurs individus et les valeurs des paramètres obtenus à partir d'optimisation par la PSO sont représentées respectivement sur la figure III.13 et le tableau III.6.



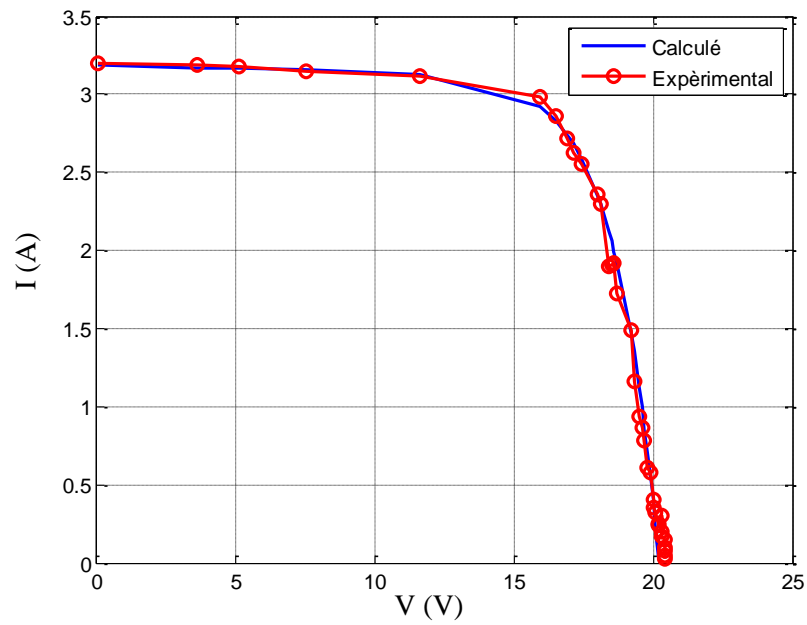
**Figure III.13 :** Evolution des valeurs minimales de la fitness en fonction itération

Paramètres	$I_{ph}(A)$	$I_{s1}(A)$	$I_{s2}(A)$	$A_1$	$A_2$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$
Valeur	3.1853	$5.9959 \times 10^{-6}$	$5.6604 \times 10^{-8}$	1.5781	2.4210	0.0305	266.5217

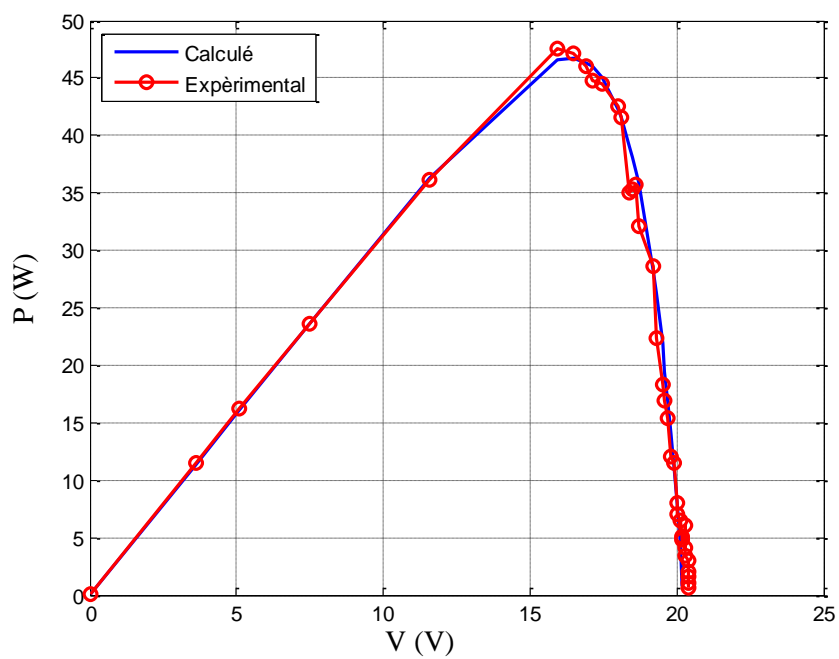
**Tableau III.6 :** Paramètres obtenus par la PSO pour le modèle à deux diodes.

La figure III.13, nous montre que, la fonction objective atteint la valeur minimale à partir de l'itération 65. Cette valeur est  $9.5569 \times 10^{-4}$  A.

Les caractéristiques (I-V) et (P-V) calculées en fonction de ces paramètres et celles de l'expérimentales sont représentées respectivement, en figure III.14(a) et (b).



(a)



(b)

**Figure III.14 :** Caractéristique expérimentale et celle calculée, (a) : caractéristique (I-V), (b) : caractéristique (P-V).

Selon la figure (III.14), on constate que la caractéristique calculée soit pour le courant (I-V) ou pour la puissance (P-V) coïncide à celle de la pratique, avec un écart d'environ 1,71% au niveau du coude où se situe le point de puissance maximale. Cet écart peut être dû à la sélection incorrecte d'un des paramètres.

Après l'implémentation des deux techniques d'optimisations (AG et PSO) sous l'environnement MATLAB, et avec la comparaison de résultat qu'on a obtenu soit pour le modèle à cinq paramètres ou le modèle à sept paramètres, on peut conclure que les résultats obtenus pour le modèle à deux diodes plus proche de la caractéristique pratique, également l'optimisation par essaim particule est plus rapide que l'optimisation par algorithme génétique, en plus la caractéristique obtenue par la PSO est le plus proche du comportement réel du module PV.

### III.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné quelques modèles représentant une cellule PV, ainsi que les circuits équivalents de chaque modèle. Ensuite nous avons décrit les méthodes utilisées pour optimiser les paramètres de la caractéristique (courant - tension) d'un module photovoltaïque, basées sur les algorithmes génétiques et la PSO. Ces méthodes sont implémentées sous l'environnement MATLAB.

Les modèles choisis sont celui à une diode (cinq paramètres) et à deux diodes (sept paramètres). De l'analyse des résultats, nous pouvons conclure que les paramètres obtenus par la méthode d'optimisation par les outils de l'intelligence artificielle, AG et PSO, peuvent reproduire les caractéristiques réelles du module photovoltaïque dans un laps de temps raisonnable.

# Conclusion Générale

### Conclusion Générale

L'augmentation du coût des énergies classiques d'une part, et la limitation de leurs ressources d'autre part, font que l'énergie photovoltaïque devient de plus en plus une solution parmi les options énergétiques prometteuses avec des avantages comme l'abondance, l'absence de toute pollution et la disponibilité en plus ou moins grandes quantités en tout point du globe terrestre.

L'énergie photovoltaïque est donc transformée en électricité grâce à l'effet photovoltaïque, en effet le silicium contenu dans les semi – conducteurs, nous permettons d'utiliser la lumière comme source d'électricité à travers les cellules photovoltaïques. Les panneaux solaires, constitués d'un grand nombre de ces cellules, permettent d'utiliser l'effet photovoltaïque dans la vie courante.

La modélisation des cellules solaires s'impose comme une étape cruciale et a conduit à une diversification dans les modèles proposés par les différents chercheurs, leur différence se situant principalement dans le nombre de paramètres.

L'estimation des paramètres électriques d'une cellule solaire à partir de sa caractéristique (I-V) sous éclairage est un problème non linéaire. La résolution de ce problème par les techniques de programmation traditionnelles, conduit à des résultats moins satisfaisants.

Les algorithmes d'optimisation (AGs et PSO), adopté comme moyen d'extraction des paramètres d'une cellule solaire dont la caractéristique I(V) a été exposée. Ce choix est vérifié par le fait que ces algorithmes permettant de surmonter les problèmes liés aux minimums locaux. Ainsi, l'erreur quadratique a été implantée pour répondre au problème d'ajustement du modèle expérimental au profil calculé.

Donc au cours de ce mémoire, nous avons implémenté ces algorithmes sous l'environnement MATLAB, pour extraire les paramètres électriques d'un module photovoltaïque en silicium monocristallin CEM100M-36 à partir de la caractéristique (I-V) expérimentale, en utilisons les deux modèles celui-ci à une diode et à deux diodes. Les résultats obtenus nous semblent très satisfaisants.

En perspective nous souhaitons d'optimiser la cellule de troisième génération pour avoir développé le rendement photovoltaïque, aussi nous souhaitons d'utiliser autres méthodes d'optimisation pour avoir une comparaison parfaite.



# Reference Bibliographique

### Reference bibliographique

- [1] A. Belounnas, « Commande d'un système photovoltaïque par contrôleur Génétique Neuro-Flou », Mémoire de master, Université badji Mokhtar Annaba, 2020.
- [2] F. Benmoussa, 'Optimisation des paramètres d'un modèle électrique d'une cellule photovoltaïque', Mémoire de magister, Université A. Mira de Bejaia, 2015.
- [3] A. Labouret, P. Cumunel, J-P. Braun, B. Faraggi ; «Cellules solaires-les bases de l'énergie photovoltaïque», 4ème édition.
- [4] S. Arab, D. Toudert, « Etude d'un Système Photovoltaïque » mémoire de master, université mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2017.
- [5] F. Slama, « Modélisation d'un système multi générateurs photovoltaïques interconnectés au réseau électrique », Mémoire de Magister En Electrotechnique, Université Ferhat Abbas – Sétif, 2011.
- [6] A. Ahmahma, A. Silla, « Étude et modélisation des paramètres électriques D'une cellule photovoltaïque », mémoire de master, Université kasdi mer bah ouargla, 2019.
- [7] S. Mekliche, « Etude et Simulation des paramètres électriques d'une cellule solaire photovoltaïque à base de Silicium » mémoire de master, université mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2017.
- [8] A. Toulait, R. AILI, « Modélisation et simulation sous MATALAB/SIMULINK d'un système photovoltaïque adapté par une commande MPPT » mémoire de master, université mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2014.
- [9] Z. Meziani « modélisation de module photovoltaïque », mémoire de magister, université de Batna, 2012.
- [10] A. Baadji, I. CHERGUI, « Extraction des Paramètres du Module Photovoltaïque », Université Mohamed Boudiaf - M'SILA, 2019.
- [11] D. Boukhers, « optimisation d'un système d'énergie photovoltaïque application au pompage » mémoire de magister en électrotechnique, Université Mentouri de Constantine, 2007.
- [12] H. Ould Aklouche, « optimisation d'un systeme de regulation de tension par pso application a une centrale électrique », mémoire de master, université Saad dahlab blida, 2016.
- [13] S. Krour, « Optimisation des paramètres d'une cellule photovoltaïque par les algorithmes génétiques », mémoire de magistère en instrumentation, université Ferhat Abbas Sétif 1, 2014.
- [14] N. Durand, « Algorithme génétiques et autre outils d'optimisation appliques a la gestion du trafic aérien », thèse de doctorat, l'institut national polytechnique de Toulouse, 2004.

- [15] F. Yahiaoui, « Application des algorithmes génétique à la commande basée sur la passivité d'une MSAP », mémoire de Master, université A. Mira Bejaia.2013.
- [16] N. Guezzoun, S. Guezzoun, « Techniques Intelligentes pour la Poursuite du Point de Puissance Maximale (MPPT) d'un Système Photovoltaïque », mémoire de master en télécommunication, université Echahid hamma lakhdar-EL oued, 2016.
- [17] A. maoucha, « Etude et identification paramétrique d'une cellule photovoltaïque organique », mémoire de magistère en microélectronique, université de Batna, 2011.
- [18] A. Souquet, F-G. Radet, « Algorithmes génétiques », Travaille de fin d'année, 2004.
- [19] S. Belhassani, « optimisation multi objectif par des technique évolutionnaire », mémoire de Master En Recherche Opérationnelle, Université Mouloud Mammeri de Tizi Ouzou, 2012.
- [20] N. Tkouti, « Control Flou Génétique d'un Système Photovoltaïque Connecté au Réseau Electrique », Thèse de Doctorat en science, Université Mohamed Khider – Biskra, 2019.
- [21] D. Bellala, « Contribution à l'optimisation des systèmes de conversion d'énergie. Application aux systèmes photovoltaïques », Thèse de Doctorat en Sciences, Université de Batna, 2014.
- [22] I. Chouchani, « Utilisation d'un algorithme génétique pour la composition de service WEB », Mémoire de fin d'études, Université de Québec, 2010.
- [23] E. Granger, I. Ben ayed, « Optimisation par essais particulaires », centre de recherche scientifique, 2007.
- [24] F. Douadi, « Méthodologie d'optimisation par les techniques intelligentes d'un contrôleur PID pour un système CSTR», mémoire de master, université Ferhat Abbas –Sétif, 2014.
- [25] M. Zemzami, N. Elhami, A. Makhoulfi, M. Itmi, N. Hmina, « Application d'un modèle parallèle de la méthode PSO au problème de transport d'électricité », Centre de Recherche sur l'Information Scientifique et Technique, London, 2016.
- [26] P. Henniges, « Pso pour l'apprentissage supervisé des réseaux neuronaux de type fuzzy artmap », mémoire de fin d'étude, Université du Québec, 2006.
- [27] N. Nouaouria, « Une approche d'optimisation par essaim de particules pour la recherche en mémoire de cas », thèse de doctorat en informatique cognitive, université de Québec, 2013.
- [28] N. Kehoul, K. Khentache, « Etude comparative des modèles d'une cellule photovoltaïque »mémoire de master, université de Bejaia, 2012.
- [29] N. Aoun, « Etude et modélisation des différents modèles de la cellule photovoltaïque établis sur base de valeurs nominales », mémoire magister en physique, université mentouri Constantine, 2010.

- [30] S. Hadji, « Etude et Modélisation des Cellules Photovoltaïques à Base des Semi-conducteurs III-N », Thèse de Doctorat, Université A. Mira de Bejaia, 2014.

## **Résumé**

La modélisation des cellules solaires implique principalement la formulation de la relation courant tension (I-V). La détermination des paramètres, de cette dernière, joue un rôle important dans la modélisation précise des cellules solaires. Les méthodes classiques d'optimisation utilisées en photovoltaïque présentent certaines inconvénients. Pour ce faire, nous nous sommes concentrés sur l'application des techniques d'intelligence artificielle pour identifier les paramètres du module PV. Pour démontrer l'efficacité de l'approche proposée, une étude comparative entre les deux méthodes d'optimisation (algorithme génétique et optimisation par essaim particulaire) des paramètres sont présentée, et à la fin nous avons obtenue des résultats acceptables.

## **Abstract**

The modelling of solar cells mainly involves the formulation of the voltage current relationship (I-V). The determination of the parameters of the latter plays an important role in the precise modeling of solar cells. Conventional methods of optimization used in photovoltaic have some drawbacks. To do this, we focused on applying artificial intelligence techniques to identify the parameters of the PV module. To demonstrate the effectiveness of the proposed approach, a comparative study between the two optimization methods (genetic algorithm and optimization by particle swarm) of the parameters is presented, and in the end we got acceptable results.